

15.07.21

# МЕТОД СВЕРХРАЗРЕШЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПОГРЕШНОСТЕЙ ВОССТАНОВЛЕНИЯ КАДРОВ В ТОЧКЕ

**А.И. Максимов**

*Самарский национальный исследовательский университет им. ак. С.П. Королёва,  
г. Самара*

Аннотация – В работе предложен метод повышения пространственного разрешения по серии кадров низкого разрешения, использующий для формирования результирующего изображения значения погрешностей восстановления в точке каждого кадра. Метод объединяет в себе результаты многолетних исследований автора в области повышения качества изображений и видеозаписей. Предложенный метод разрабатывался для решения прикладных задач криминалистической экспертизы видеозаписей и предназначен для повышения визуального качества плоского локального объекта, находящегося близко к центру кадра. Метод состоит из трех этапов. Первый этап - процедура сверхразрешающего восстановления в каждом кадре с учетом непрерывно-дискретной модели наблюдения сигнала с сохранением сведений об ошибке такого восстановления в дополнительный канал обработки изображения. Второй – геометрическое согласование восстановленных кадров с применением геометрического преобразования к дополнительному каналу обработки. Третий – взвешенное оптимальное по критерию минимизации среднеквадратической ошибки комплексирование кадров. Преимуществами предлагаемого метода являются оценка погрешности восстанавливаемого изображения в каждой точке, а также учет искажений изображений в непрерывной области. В работе проведено экспериментальное исследование ошибки восстановления предлагаемого метода, полученные результаты сравнивались со случаем, не использующим авторские находки предлагаемого метода, - усредняющим комплексированием линейно интерполированных кадров. Линейная интерполяция была взята, поскольку она также вписывается в фильтровую модель восстановления изображения на первом этапе работы метода. Полученные результаты демонстрируют превосходство предлагаемого метода.

*Ключевые слова: цифровые изображения, непрерывно-дискретная модель наблюдения, оптимальное восстановление изображений, геометрическое согласование изображений, комплексирование изображений, сверхразрешение по серии кадров..*

## ВВЕДЕНИЕ

Сверхразрешение [1] – это совокупность методов обработки изображений, позволяющая получить изображение высокого пространственного разрешения по имеющимся данным низкого разрешения. Задаче сверхразрешения посвящено множество как отечественных, так и зарубежных статей.

Широко известны подходы к сверхразрешению по серии изображений, основанные на использовании методов интерполяции по неравномерной сетке [2], вейвлет-преобразования [3], проекций на выпуклые множества [4], адаптивной фильтрации [5], Байесовского оценивания [6], а также ставший в некотором роде «классическим» метод на основе использовании преобразования Фурье [7]. Отдельного упоминания требуют методы, основанные на использовании нейросетевых моделей – существуют решения, предназначенные для повышения пространственного разрешения как единственного кадра [8 - 10], так и серии кадров [11, 12].

Данные методы активно применяются в прикладных областях, имеющих потребность в изображениях высокого пространственного разрешения, которая не удовлетворяется аппаратными

средствами формирования изображений – медицине [13], астрономии [14], компьютерном зрении [15] и, в том числе, криминалистике [16], одну из частных задач которой решает метод, предложенный в данной работе.

## ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Предлагаемый в работе метод предназначен для решения задачи, родившейся из реальных практических случаев.

Задача довольно узкая, однако является весьма актуальной для криминалистической экспертизы видеозаписей – необходимо повысить визуальную различимость плоского объекта интереса на кадрах видеозаписи. Характеристики этого объекта имеют доказательное значение, однако визуально не различимы. Таким объектом может являться, например, регистрационный знак автомобиля, дисплей смартфона, знак дорожного движения и так далее. Пример кадра с типичным объектом интереса экспертизы представлен на рис. 1 – на нем продемонстрировано, что хотя область объекта видна, разрешения недостаточно, чтобы разобрать символы регистрационного знака.

Из практических случаев следуют следующие ограничения на объект, визуальную различимость которого мы повышаем:

1. Объект локальный и описан малым числом отсчетов;
2. Объект плоский;
3. Объект находится в центре кадра, так что не подвержен воздействию дисторсии.



Рис. 1. Пример объекта, для которого требуется повышение пространственного разрешения для увеличения визуальной различимости

### ПРЕДЛАГАЕМЫЙ МЕТОД СВЕРХРАЗРЕШЕНИЯ ПО СЕРИИ КАДРОВ

Предлагаемый в статье метод объединяет и расширяет результаты многолетних исследований автора в области повышения качества изображений и видео для задач криминалистики и во многом опирается на его предыдущие работы.

Метод сверхразрешения с использованием погрешностей восстановления кадров в точке обладает следующими преимуществами перед известными решениями в области сверхразрешения:

1. Учитывает искажения изображений в непрерывной области – большинство известных методов работают только с дискретными изображениями;
2. Позволяет получить теоретическую оценку ошибки восстановления изображения в каждой его точке и использовать ее на этапе формирования результирующего изображения.

### ОБЩЕЕ ОПИСАНИЕ МЕТОДА

Опишем общую схему работы предлагаемого метода. Предлагаемый метод относится к классу методов сверхразрешения по серии кадров и состоит из трех последовательных этапов:

1. Оптимальное сверхразрешающее восстановление в каждом кадре – на этом этапе производится процедура оптимального по критерию среднеквадратического отклонения восстановления каждого отдельного кадра. Процедура оптимального восстановления производится для непрерывно-дискретной модели наблюдения. Данная модель наблюдения учитывает непрерывный характер искажений изображений. При этом в дополнительный канал обработки изображения сохраняются значения среднеквадратической ошибки восстановления в каждой точке.

2. Геометрическое согласование восстановленных кадров – на этом этапе происходит приведение объектов на кадрах к единой системе координат. При этом дополнительный канал с ошибками восстановления подвергается тем же геометрическим преобразованиям, что и основное изображение.

3. Оптимальное комплексирование согласованных кадров – на этом этапе производится оптимальное в терминах среднеквадратического отклонения взвешенное суммирование отсчетов согласованных кадров для получения результирующего изображения высокого пространственного разрешения. Весовые коэффициенты формируются при помощи значений ошибок восстановления из дополнительных каналов обработки кадров.

4. Алгоритмы, работающие на отдельно взятых этапах метода, были предложены и исследованы автором в более ранних работах, поэтому далее опишем их кратко. Основная задача этой статьи – предложить саму цепочку описанных выше этапов для получения изображения высокого разрешения по набору кадров, а также провести экспериментальное исследование этой цепочки, чтобы убедиться в ее работоспособности и эффективности.

### ПРОЦЕДУРА ВОССТАНОВЛЕНИЯ В КАДРЕ СО СВЕРХРАЗРЕШЕНИЕМ

На первом этапе работы предлагаемого метода сверхразрешения происходит уменьшение внесенных в каждый кадр искажений, а также учащение сетки дискретизации кадров. Подробно процедура восстановления изображения в кадре была рассмотрена автором в работе [17], так что ограничимся кратким описанием процедуры восстановления.

Используемая модель наблюдения на этапе восстановления – непрерывно-дискретная. Согласно такой модели, непрерывная сцена, пройдя через оптику, проецируется на плоскость датчика. При этом она претерпевает набор искажений в непрерывной области – размытие оптикой, усреднение по апертуре датчика. Эти искажения постоянны для цифрового тракта и не зависят от характера движения объекта в кадре. Записать данную модель наблюдения можно в виде следующей свертки:

$$y_o(n_0, n_1) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau_0, \tau_1) x(n_0 T - \tau_0, n_1 T - \tau_1) d\tau_0 d\tau_1 + v(n_0, n_1), \quad (1)$$

где  $y_o(n_0, n_1)$  – доступное для наблюдения искаженное дискретное изображение,

$h(\tau_0, \tau_1)$  – импульсная характеристика (ИХ) искажающей системы,

$x(n_0 T + \tau_0, n_1 T + \tau_1)$  – исходное изображение непрерывной сцены,

$v(n_0, n_1)$  – аддитивный дискретный шум,

$n_0, n_1$  – целочисленные аргументы дискретных сигналов,

$T$  – период дискретизации изображения,

$\tau_0, \tau_1$  – вещественные величины смещений для представления непрерывных аргументов через дискретные.

Основная находка метода восстановления в кадре – то, что при использовании непрерывно-дискретной модели наблюдения можно восстановить не непрерывное изображение (так как с ними при компьютерной обработке изображений работать не получится), а дискретное, но с некоторым субпиксельным смещением. Можно запустить набор таких частичных восстанавливающих систем, каждую со своим смещением. Частотная характеристика (ЧХ) такой восстанавливающей системы может быть представлена в следующем виде:

$$G_{\Delta_0 \Delta_1}(e^{i\Omega_0 T}, e^{i\Omega_1 T}) = \left[ \sum_{k_0=-\infty}^{\infty} \sum_{k_1=-\infty}^{\infty} H\left(-\Omega_0 - \frac{2\pi}{T}k_0, -\Omega_1 - \frac{2\pi}{T}k_1\right) \cdot \Phi_x\left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{T}k_0, \Omega_1 + \frac{2\pi}{T}k_1\right) \cdot e^{i\left[\left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{T}k_0\right)\Delta_0 + \left(\Omega_1 + \frac{2\pi}{T}k_1\right)\Delta_1\right]} \right] / \left[ \sum_{k_0=-\infty}^{\infty} \sum_{k_1=-\infty}^{\infty} \left| H\left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{T}k_0, \Omega_1 + \frac{2\pi}{T}k_1\right) \right|^2 \cdot \Phi_x\left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{T}k_0, \Omega_1 + \frac{2\pi}{T}k_1\right) + TD_v \right], \quad (2)$$

где  $G_{\Delta_0 \Delta_1}(e^{i\Omega_0 T}, e^{i\Omega_1 T})$  – ЧХ частичной восстанавливающей системы для фиксированных смещений  $\Delta_0 \Delta_1$ ,

$\Phi_x(\Omega_0, \Omega_1)$  – энергетический спектр исходного изображения,

$H(\Omega_0, \Omega_1)$  – ЧХ искажающей системы,

$D_v$  – дисперсия аддитивного шума,

$\Omega_0, \Omega_1$  – частоты.

Таким образом, можно получить набор восстановленных с различными смещениями сигналов с прежним шагом дискретизации. Если же перейти к учащенному в  $L$  раз шагу и заполнить промежутки в наборе сигналов нулями, то восстановленный сверхразрешенный в  $L$  раз сигнал будет суммой частичных:

$$\bar{x}^{(e)}(\bar{n}_0, \bar{n}_1) = \sum_{l_0=0}^{L-1} \sum_{l_1=0}^{L-1} \bar{x}_{\Delta_0 \Delta_1}^{(e)}(\bar{n}_0 - l_0, \bar{n}_1 - l_1), \quad (3)$$

$$\bar{n}_i = Ln_i + l_i, 0 \leq l_i < L, i \in [0, 1],$$

где  $\bar{x}^{(e)}(\bar{n}_0, \bar{n}_1)$  – полный восстановленный сигнал,

$\bar{x}_{\Delta_0 \Delta_1}^{(e)}(\bar{n}_0, \bar{n}_1)$  – дополненный нулями восстановленный для фиксированного смещения сигнал,

$\bar{n}_0, \bar{n}_1$  – аргументы сигналов с учащенным в  $L$  раз шагом дискретизации.

А ИХ полной восстанавливающей системы будет суммой ИХ восстанавливающих с фиксированным сдвигом систем:

$$\bar{g}_z(\bar{n}_0, \bar{n}_1) = \sum_{l_0=0}^{L-1} \sum_{l_1=0}^{L-1} \bar{g}_{\Delta_0 \Delta_1}(\bar{n}_0 - l_0, \bar{n}_1 - l_1), \quad (4)$$

где  $\bar{g}_z(\bar{n}_0, \bar{n}_1)$  – ИХ полной восстанавливающей со сверхразрешением системы,

$\bar{g}_{\Delta_0 \Delta_1}(\bar{n}_0, \bar{n}_1)$  – ИХ восстанавливающей системы со смещением  $\Delta_0 \Delta_1$  (связана с выражением для ЧХ (2) обратным преобразованием Фурье), дополненная нулями.

Для построенной процедуры восстановления можно легко получить теоретическую оценку среднеквадратической ошибки восстановления в каждой точке изображения. Эти ошибки, согласно последовательности работы предлагаемого в работе метода сверхразрешения, сохраняются в дополнительный канал изображения для дальнейшего использования.

### ГЕОМЕТРИЧЕСКОЕ СОГЛАСОВАНИЕ КАДРОВ

На втором этапе работы предлагаемого метода сверхразрешения происходит геометрическое согласование кадров, при этом преобразование применяется помимо восстановленного кадра еще и к дополнительному каналу, содержащему погрешности восстановления.

Геометрическое согласование [18] заключается в поиске такого пространственного преобразования, которое приводит в соответствие гомологичные точки на двух изображениях. При этом одно из изображений считается стационарным, второе – изменяемым. К изменяемому изображению применяется оцениваемое алгоритмом согласования пространственное преобразование, чтобы оно пришло в соответствие со статичным.

Поскольку на сегодняшний день разработано большое количество решений задачи геометрического согласования, а предлагаемый метод сверхразрешения не накладывает на этап геометрического согласования специфических ограничений, можно воспользоваться одним из известных решений.

В работе [19] автором проводилось сравнительное исследование различных алгоритмов геометрического согласования. Мерой качества согласования исследования была взята среднеквадратическая ошибка – эта же мера минимизируется алгоритмами, работающими на других этапах предлагаемого метода сверхразрешения. Наилучшие результаты в исследовании продемонстрировал алгоритм, основанный на построении пирамид изображений [20], поэтому он и используется на этапе согласования предлагаемого метода сверхразрешения.

**ОПТИМАЛЬНОЕ ВЗВЕШЕННОЕ КОМПЛЕКСИРОВАНИЕ КАДРОВ**

Заключительный этап работы предлагаемого метода заключается в формировании результирующего изображения из согласованных кадров. Алгоритм для оптимального взвешенного комплексирования был предложен и исследован автором в работе [21]. Алгоритм основан на решении задачи суммирования неравноточных измерений.

Доступной для наблюдения с некоторой погрешностью величиной являются яркости согласованных кадров:

$$y_i(n_0, n_1) = x(n_0, n_1) + v_i(n_0, n_1), \quad (5)$$

$$i \in [0, I-1],$$

где  $y_i(n_0, n_1)$  – доступный для наблюдения отсчет восстановленного согласованного кадра,  $x(n_0, n_1)$  – отсчет результирующего изображения, оценку которого требуется получить,  $v_i(n_0, n_1)$  – некоторая шумовая компонента, в данном случае – остаточная погрешность восстановления отсчета,

$I$  – количество комплексимруемых кадров.

Построим линейную несмещенную оценку яркости результирующего изображения:

$$\hat{x}(n_0, n_1) = \sum_{i=0}^{I-1} a_i(n_0, n_1) y_i(n_0, n_1), \quad (6)$$

$$\sum_{i=0}^{I-1} a_i(n_0, n_1) = 1,$$

где  $\hat{x}(n_0, n_1)$  – оценка яркости отсчета результирующего изображения в точке  $n_0, n_1$ ,  $a_i(n_0, n_1)$  – весовая функция суммирования.

Если минимизировать среднеквадратическую ошибку такой оценки, можно получить следующие выражения для весовой функции суммирования:

$$a_i(n_0, n_1) = \frac{1}{\sum_{j=0}^{I-1} \frac{D_j^{(v)}(n_0, n_1)}{D_i^{(v)}(n_0, n_1)}}, \quad (7)$$

где  $D_i^{(v)}(n_0, n_1)$  – дисперсия ошибки восстановления отсчета  $i$ -того кадра в точке  $n_0, n_1$ .

Результирующее выражение для оценки яркости результирующего изображения в точке будет следующим:

$$\hat{x}(n_0, n_1) = \frac{\sum_{i=0}^{I-1} \frac{y_i(n_0, n_1)}{D_i^{(v)}(n_0, n_1)}}{\sum_{j=0}^{I-1} \frac{1}{D_j^{(v)}(n_0, n_1)}}. \quad (8)$$

**ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ПРЕДЛАГАЕМОГО МЕТОДА**

В данной работе было проведено экспериментальное исследование ошибки

восстановления предлагаемого метода сверхразрешения.

Поскольку метод восстановления в кадре предполагает, что АКФ исходного изображения известно, было синтезировано изображение, моделирующее один из типичных объектов интереса рассматриваемой задачи – плоский объект, содержащий текстовую информацию различного размера шрифта (фрагмент таблицы Сивцева). Набор кадров был сформирован заданием объекту поворотов и сдвигов. Примеры кадров тестового набора приведены на рис. 2.

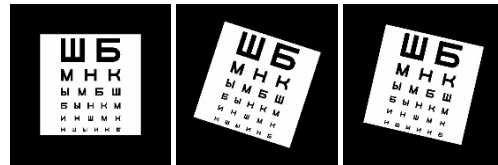


Рис.2. Примеры изображений использованного тестового набора

После исходный набор кадров был подвержен искажениям в соответствии с выбранной моделью наблюдения – кадры уменьшались, подвергались искажениям, воздействию аддитивного шума. В качестве ИХ искажающей системы была использована функция Гаусса, при ее помощи обычно моделируют искажения реальных оптических систем [ск]:

$$h(t_0, t_1) = \frac{1}{2\pi d} e^{-\frac{t_0^2 + t_1^2}{2d}}, \quad (9)$$

где  $d$  – параметр ширины ИХ искажающей системы. Параметры искажений для исследования были выбраны следующими:

$$0 \leq d \leq T^2, 0 \leq D_y \leq 0, 2D_x. \quad (10)$$

Параметры восстановления изображения по серии кадров варьировались следующим образом:

$$2 \leq L \leq 5, 1 \leq I \leq 40. \quad (11)$$

В ходе исследования производилось восстановление по искаженному набору кадров исходного изображения объекта при помощи разработанного метода и при помощи метода, не использующего авторские находки данного диссертационного исследования. То есть использовалось усредняющее комплексирование линейно интерполированных кадров. Линейная интерполяция была взята для сравнения, поскольку она хорошо ложится на фильтровую модель восстановления, предложенную для первого этапа работы метода. Усредняющее комплексирование предполагает, что отсчеты всех кадров вносят равный вклад в формирование результирующего изображения:

$$\hat{x}_{avg}(n_0, n_1) = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} y_i(n_0, n_1). \quad (12)$$

Для восстановленных изображений производился подсчет среднеквадратической ошибки. На рис.3 представлены примеры восстановленных исследованными методами изображений при различных параметрах искажений и числа кадров. Для всех изображений приведены значения среднеквадратической ошибки восстановления.



а) для  $L = 2, I = 40$  при параметрах искажений  $d = 0, D_v = 0, 2D_x$ , ошибка восстановления -  $D_e/D_x = 0,038$



б) для  $L = 5, I = 40$  при параметрах искажений  $d = T^2, D_v = 0, 2D_x$ , ошибка восстановления -  $D_e/D_x = 0,076$

**Рис.3.** Восстановленные изображения при помощи предлагаемого метода при различных параметрах искажений и коэффициента увеличения изображений



а) для  $L = 2, I = 40$  при параметрах искажений  $d = 0, D_v = 0, 2D_x$ , ошибка восстановления -  $D_e/D_x = 0,045$

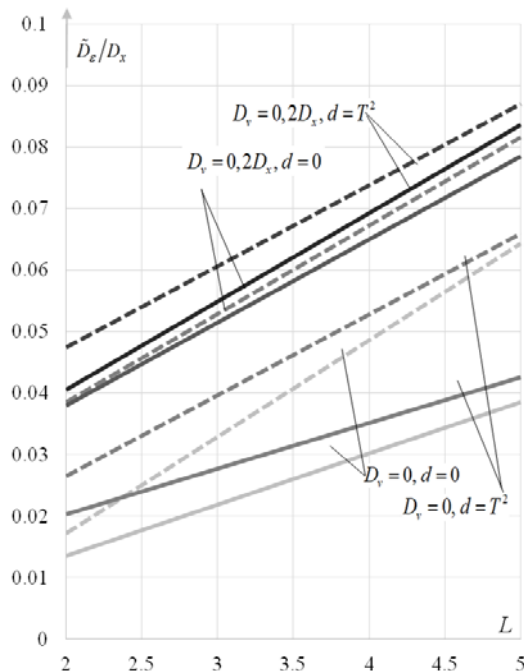


б) для  $L = 5, I = 40$  при параметрах искажений  $d = T^2, D_v = 0, 2D_x$ , ошибка восстановления -  $D_e/D_x = 0,081$

**Рис.4.** Восстановленные изображения при помощи усредняющего комплексирования линейно интерполированных кадров при различных параметрах искажений и коэффициента увеличения изображений

Стоит отметить, что при одинаковых параметрах искажений кадров, восстановление изображения предлагаемым методом дает меньшее значение среднеквадратической ошибки.

Полученные в ходе исследования зависимости среднеквадратической ошибки восстановления от коэффициента увеличения и от количества использованных для восстановления кадров представлены на рис. 5-7.



**Рис.5.** Зависимость среднеквадратической ошибки восстановления изображений при фиксированном количестве кадров  $I = 40$  от коэффициента увеличения изображения

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе представлен новый метод повышения пространственного разрешения по серии кадров с использованием погрешностей восстановления кадров в точке.

Метод предназначен для повышения визуальной различимости плоских локальных объектов – такая задача является типичной для сферы криминалистической экспертизы видеозаписей.

Метод состоит из последовательности следующих этапов:

Оптимальное сверхразрешающее восстановление в каждом кадре с сохранением ошибки восстановления в точке в дополнительный канал обработки.

Геометрическое согласование кадров с применением геометрических трансформаций и к дополнительному каналу с погрешностями восстановления.

Оптимальное взвешенное комплексирование кадров с формированием весовых коэффициентов суммирования на основе погрешностей из дополнительного канала обработки.

В работе произведено экспериментальное исследование предложенного метода. Ошибка восстановления метода сравнивалась со сверхразрешением без использования предложенных в статье идей – усредняющим комплексированием линейно интерполированных кадров. Использование предлагаемого метода позволяет получить меньшую среднеквадратическую ошибку восстановления изображения высокого разрешения при всех рассмотренных параметрах искажений и числа использованных кадров.

*Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-31-90113.*

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Park S.C. Super-resolution image reconstruction: a technical overview / S.C. Park, M.K. Park, M.G. Kang // IEEE Signal Processing Magazine. – 2003. – Vol. 20(3). – P.21-36.
2. Kim S.P. Reconstruction of 2-D bandlimited discrete signals from nonuniform samples / S.P. Kim, N.K. Bose // Proc. Inst. Elec. Eng. – 1990. – Vol.137(F). – P.197-204. DOI: 10.1049/ip-f-2.1990.0030
3. Bose N.K. Super-resolution with second generation wavelets / N.K. Bose, S. Lertrattanapanich, M.B. Chappali // Signal Process. Image Commun. – 2004. – Vol. 19. – P. 387-391. DOI: 10.1016/j.image.2004.02.001
4. Stark H., Oskoui P. High resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections // J. Opt. Soc. Am. A. – 1989. – Vol.6. – P. 1715-1726. DOI: 10.1364/JOSAA.6.001715
5. Elad M., Feuer A. Restoration of a single superresolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images // IEEE Trans. Image Processing. – 1997. – Vol. 6(12). – P. 1646-1658. DOI: 10.1109/83.650118
6. Segall C.A. Bayesian high-resolution reconstruction of low-resolution compressed video / C.A. Segall, R. Molina, A.K. Katsaggelos, J. Mateos // IEEE International Conference on Image Processing. – 2001. – Vol.2. – P. 25-28. DOI: 10.1109/ICIP.2001.958415

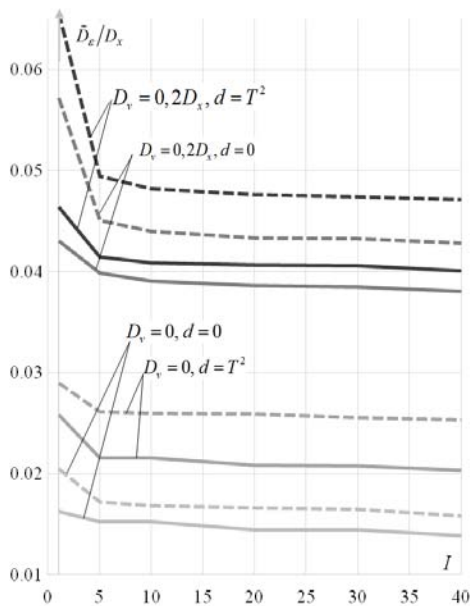


Рис.6. Зависимость среднеквадратической ошибки восстановления изображений при фиксированном коэффициенте увеличения изображения  $L = 2$  от количества использованных кадров

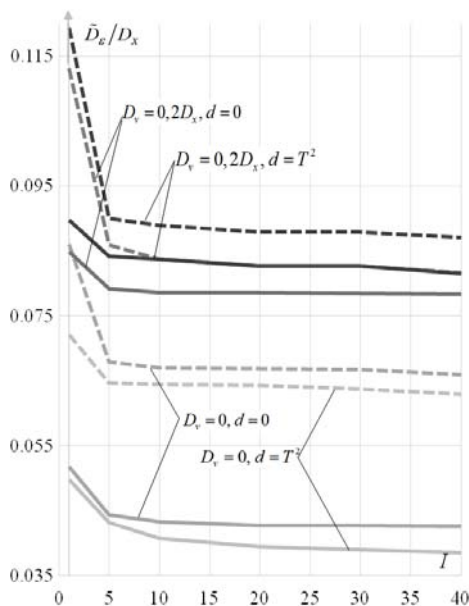


Рис.7. Зависимость среднеквадратической ошибки восстановления изображений при фиксированном коэффициенте увеличения изображения  $L = 5$  от количества использованных кадров

Как видно из представленных зависимостей и иллюстраций, использование предлагаемого метода позволяет получить меньшую среднеквадратическую ошибку восстановления изображения высокого разрешения при всех рассмотренных параметрах искажений и числа использованных кадров.

7. Tsai R.Y., Huang T.S. Multiple frame image restoration and registration // *Advances in Computer Vision and Image Processing*. – 1984. – P. 317-339.
8. Kim J. Deeply-recursive convolutional network for image super-resolution / J. Kim, J. Kwon Lee, K. Mu Lee // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2016. – P.1637-1645.
9. Han W. Image super-resolution via dual-state recurrent networks / W. Han, S. Chang, D. Liu, M. Yu, M. Witbrock, T.S. Huang // 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2018. – P.1654-1663.
10. Kim J., Lee S. Deep learning of human visual sensitivity in image quality assessment framework // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2017. – P. 1969-1977. DOI: 10.1109/CVPR.2017.213
11. Kawulok M. Deep Learning for Multiple-Image Super-Resolution / M. Kawulok, P. Beneck, K. Hrynchenko, D. Kostrzewa, J. Nalepa // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. – 2019. – Vol. 17(6). – P. 1062-1066. DOI: 10.1109/LGRS.2019.2940483
12. Greaves A., Winter H. Multi-Frame Video Super-Resolution Using Convolutional Neural Networks / Greaves A., Winter H. // Режим доступа: <http://cs231n.stanford.edu/reports/2016/pdfs/212Report.pdf> (дата обращения: 11.06.2021)
13. Sano Y. Super-resolution method and its application to medical image processing / Y. Sano, T. Mori, T. Goto, S. Hirano, K. Funahashi // *IEEE 6th Global Conference on Consumer Electronics, GCCE*. – 2017. – P. 1-2. DOI: 10.1109/GCCE.2017.8229301
14. Chainais P. Quantitative control of the error bounds of a fast super-resolution technique for microscopy and astronomy / P. Chainais, P. Pfennig, A. Leray // *ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing – Proceedings*. – 2014. – Vol.6854121. – P. 2853-2857. DOI: 10.1109/ICASSP.2014.6854121
15. Shi F. Fast super-resolution reconstruction for video-based pattern recognition / F. Shi, J. Yuan, X. Zhu // *Proceedings - 4th International Conference on Natural Computation, ICNC*. – 2008. – Vol. 4(4667264). – P. 135-139. DOI: 10.1109/ICNC.2008.553
16. Zamani N.A. Multiple-frames super-resolution for closed circuit television forensics / N.A. Zamani, M.Z.A. Darus, S.N.H. Abdullah, M.J. Nordin // *Proceedings of the 2011 International Conference on Pattern Analysis and Intelligent Robotics, ICPAIR*. – 2011. – Vol. 1(5976908). – P. 36-40. DOI: 10.1109/ICPAIR.2011.5976908
17. Максимов А.И. Метод оптимального сверхразрешения одномерных цифровых сигналов // *Международная научно-техническая конференция "Перспективные информационные технологии" (ПИТ-2020)*. – 2020. – С. 46-49.
18. Goshtasby A.A. 2-D and 3-D Image Registration: for Medical, Remote Sensing, and Industrial Applications / Goshtasby A.A. – Wiley-Interscience, 2005. – P.280
19. Максимов А.И., Цой Г.В. Сравнительное исследование методов геометрического согласования кадров видеопоследовательности // *Всероссийская научная конференция молодых ученых "Наука. Технология. Инновации"*. – 2020. – Ч. 2. – С. 52-55.
20. Thévenaz P. A Pyramid Approach to Subpixel Registration Based on Intensity/ P.Thévenaz, U.E. Ruttimann, M. Unser // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 1998. – Vol.7(1). – P. 27-41.
21. Maksimov A.I., Sergeev V.V. Optimal fusing of video sequence images // *Proceedings of ITNT 2020 - 6th IEEE International Conference on Information Technology and Nanotechnology*. – 2020 – Vol. 9253202. DOI: 10.1109/ITNT49337.2020.9253202

*Максимов Алексей Игоревич – аспирант кафедры геоинформатики и информационной безопасности, Самарский национальный исследовательский университет им. ак. С.П. Королёва, тел. +7(846)267-49-04 e-mail: aleksei.maksimov.ssau@gmail.com*

# EACH FRAME POINT RESTORATION ERROR BASED SUPER-RESOLUTION METHOD

A.I. Maksimov

Samara National Research University, Samara

**Abstract** – In this paper, a method for multi-frame superresolution is proposed. It exploits the values of the recovery errors at the point of each frame to form the resulting high-resolution image. The method combines the results of many years of author's research in the field of image and video processing. The proposed method aims to apply to forensic tasks of video analysis. The method improves the visual quality of a flat local object located close to the center of the frame. The method consists of three stages. The first stage is the procedure of optimal super-resolution recovery of each frame with the use of the continuous-discrete observation model. During this stage, the recovery errors are stored in an additional image channel. The second stage is the frames registration. A geometric transformation is also applied to the additional channel during this stage. The final stage is the weighted optimal fusing. The advantages of the proposed method are the estimation of the error of the restored image at each point and taking into account the image degradations in the continuous domain. Experimental research of the reconstruction error of the method was carried out. The results were compared with the case that does not use the novel features of the proposed method - averaging fusing of linear interpolated frames. Linear interpolation was chosen as it also fits into the filtering model of image recovery of the method's first stage. The obtained results show that the proposed method outperforms the other one.

**Index terms:** digital images, continuous-discrete observation model, optimal image restoration, image registration, image fusing, multi-frame image super-resolution.

**Acknowledgments:** the reported study was funded by RFBR, research project No 19-31-90113.

## REFERENCES

1. Park, S.C., M.K. Park and M.G. Kang, "Super-resolution image reconstruction: a technical overview", *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 20, no. 3, pp.21-36, 2003.
2. Kim, S.P. and N.K. Bose, "Reconstruction of 2-D bandlimited discrete signals from nonuniform samples", *Proc. Inst. Elec. Eng.*, vol. 137. no. F, pp.197-204, 1990. DOI: 10.1049/ip-f-2.1990.0030
3. Bose, N.K., S. Lertrattanapanich and M.B. Chappali "Super-resolution with second generation wavelets", *Signal Process. Image Commun.* vol. 19, pp. 387-391, 2004. DOI: 10.1016/j.image.2004.02.001
4. Stark H. and P. Oskoui, "High resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections", *J. Opt. Soc. Am. A.*, vol. 6, pp. 1715-1726, 1989. DOI: 10.1364/JOSAA.6.001715
5. Elad, M. and A. Feuer, "Restoration of a single superresolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 6, no. 12, pp. 1646-1658, 1997. DOI: 10.1109/83.650118
6. Segall, C.A. et al. "Bayesian high-resolution reconstruction of low-resolution compressed video", *IEEE International Conference on Image Processing*, vol. 2, pp. 25-28, 2001. DOI: 10.1109/ICIP.2001.958415
7. Tsai, R.Y. and T.S Huang, "Multiple frame image restoration and registration", *Advances in Computer Vision and Image Processing*, pp. 317-339, 1984.
8. Kim, J., J. Kwon Lee and K. Mu Lee, "Deeply-recursive convolutional network for image super-resolution", *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1637-1645, 2016.
9. Han, W. et al. "Image super-resolution via dual-state recurrent networks", *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1654-1663, 2018.
10. Kim J. and S. Lee, "Deep learning of human visual sensitivity in image quality assessment framework", *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 1969-1977, 2017. DOI: 10.1109/CVPR.2017.213
11. Kawulok, M. et al. "Deep Learning for Multiple-Image Super-Resolution", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. vol. 17, no. 6, pp. 1062- 1066, 2019. DOI: 10.1109/LGRS.2019.2940483
12. Greaves, A. and H. Winter, *Multi-Frame Video Super-Resolution Using Convolutional Neural Networks*, accessed 11.06.2021, <http://cs231n.stanford.edu/reports/2016/pdfs/212Report.pdf>.
13. Sano, Y. et al. "Super-resolution method and its application to medical image processing", *IEEE 6th Global Conference on Consumer Electronics, GCCE*, pp. 1-2, 2017. DOI: 10.1109/GCCE.2017.8229301
14. Chainais, P., P. Pfennig and A. Leray, "Quantitative control of the error bounds of a fast super-resolution technique for microscopy and astronomy", *ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing – Proceeding*, vol. 6854121, pp. 2853-2857, 2014. DOI: 10.1109/ICASSP.2014.6854121
15. Shi, F, J. Yuan and X. Zhu, "Fast super-resolution reconstruction for video-based pattern recognition", *Proceedings - 4th International Conference on Natural Computation, ICNC*, vol. 4, no.4667264, pp. 135-139, 2008. DOI: 10.1109/ICNC.2008.553
16. Zamani, N.A. et al. "Multiple-frames super-resolution for closed circuit television forensics", *Proceedings of the 2011 International Conference on Pattern Analysis and Intelligent Robotics, ICPAIR*, vol. 1, no. 5976908, pp. 36-40, 2011. DOI: 10.1109/ICPAIR.2011.5976908
17. Maksimov, A.I., "Optimal super-resolution method of one-dimensional signals" (in Russian), *Proceedings of International Scientific and Technical Conference "Advanced Information Technologies" (PIT-2020)*, pp. 46-49, 2020.
18. Goshtasby, A.A., *2-D and 3-D Image Registration: for Medical, Remote Sensing, and Industrial Applications*, Goshtasby A.A., Wiley-Interscience: 2005. – p.280
19. Maksimov, A.I. and Coy G.V., "A comparative study of the video sequence frames registration methods", *Proceedings of the Russian Scientific Conference of Young Scientists "Science. Technology. Innovation"*, vol. 2, pp. 52-55, 2020.



20. Thévenaz, P.A., U.E. Ruttimann and M. Unser, “Pyramid Approach to Subpixel Registration Based on Intensity”, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.7, no.1, pp. 27-41, 1998.

21. Maksimov A.I. and V.V. Sergeev “Optimal fusing of video sequence images”, *Proceedings of ITNT 2020 - 6th IEEE International Conference on Information Technology and Nanotechnology*, vol. 9253202, 2020. DOI: 10.1109/ITNT49337.2020.9253202

*Maksimov Aleksey Igorevich*– Postgraduate student at GIS and Information Security Department, Samara National Research University, +7(846)267-49-04, email: [aleksei.maksimov.ssau@gmail.com](mailto:aleksei.maksimov.ssau@gmail.com).