

УДК.519.95

РАЗВИТИЕ МЕТОДОВ ПОВЫШЕНИЯ КАЧЕСТВА ИЗОБРАЖЕНИЙ ЛИЦ В ВИДЕОПОТОКЕ¹

А.В. Насонов, А.С. Крылов, О.С. Урмаев
Факультет ВМК МГУ имени М.В. Ломоносова,
Институт проблем информатики РАН

Аннотация.

В работе предложен метод улучшения качества изображений лиц на видео, основанный на использовании общего метода суперразрешения. Суперразрешение моделируется как обратная задача к задаче понижения разрешения, т.е. осуществляется поиск изображения, которое, будучи уменьшенным с учётом движения, даёт минимальное суммарное квадратичное отклонение от исходных изображений низкого разрешения. Рассмотрены качественный и быстрый варианты метода суперразрешения. Предложен специальный метод подавления эффекта Гиббса для метода быстрого суперразрешения. Предложен новый многомасштабный метод оценки движения для последовательных кадров.

Ключевые слова: суперразрешение, подавление эффекта Гиббса, изображения лиц, многомасштабный метод оценки движения, быстрый метод.

DEVELOPMENT OF SUPERRESOLUTION-BASED FACE VIDEO ENHANCEMENT

A.V. Nasonov, A.S. Krylov, O.S. Ushmaev
Lomonosov Moscow State University, Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics
Institute for Informatics Problems, Russian Academy of Sciences

Abstract.

General superresolution-based method of face image enhancement for video data has been suggested. The superresolution is modeled as inverse problem to image downsampling, i.e. it finds an image that gives the minimal value of the quadratic discrepancy with initial low resolution images after the motion dependent downsampling. High quality superresolution method and fast superresolution methods are considered. Special deringing method for fast superresolution is proposed. New multiscale motion estimation method has been developed.

Keywords: superresolution, deringing, facial video sequence, multiscale motion estimation, fast superresolution.

1 ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время активно развиваются информационные технологии, связанные с интеллектуальной обработкой видеoinформации [1-8]. Одним из наиболее динамично развивающихся направлений интеллектуальной обработки является анализ динамических последовательностей лица (видеоряда) [9-10] с целью последующей идентификации.

Существенной особенностью идентификации по видеоряду является то, что на этапе регистрации используется один источник (статичное фото, фоторобот и т.д.), в то время как при идентификации доступна информация из принципиально другого источника (видеокамера). Последний отличается, с одной стороны, худшим качеством

¹ Работа поддержана грантами РФФИ (проекты 09-07-00173 и 09-01-00703) и Программой ОНИТ РАН «Информационные технологии и методы анализа сложных систем»

изображения и потенциальной некооперативностью человека. С другой стороны, при относительно длительном нахождении в кадре лицо человека меняет ракурс, что теоретически устраняет значимую проблему идентификации человека по изображению лица. А именно, стремительную деградацию качества распознавания при различных ракурсах и низком разрешении.

На практике при анализе видео используют два принципиально различных подхода. Первый заключается в использовании длины видеоряда. А именно, современные библиотеки распознавания по изображению лица позволяют сравнивать изображения низкого разрешения, но с значительными ошибкам распознавания. Однако, длина видеоряда позволяет в определенной степени компенсировать негативные факторы за счет массового сравнения (рис. 1).

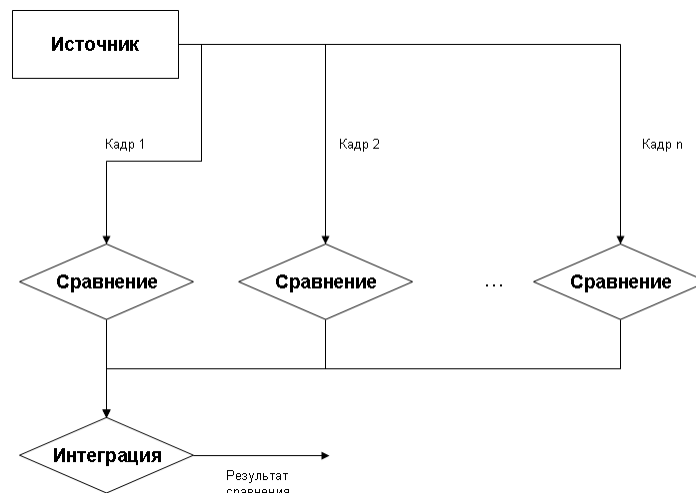


Рисунок 1 – Первый подход в использовании нескольких кадров в задаче распознавания: интеграция результатов сравнений

Второй подход заключается в интеграции до этапа сравнения (рис. 2) с целью приблизить качество видеокadra к уровню статической фотографии. А именно, интеграция происходит на уровне выделения признаков, влияющих на качество распознавания. Например, по длинной серии изображений можно определить положение зрачков с шагом, значительно меньшим размер пикселя камеры.

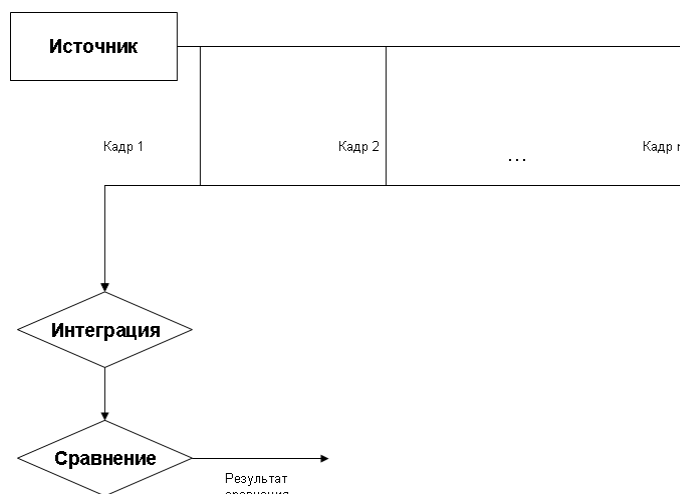


Рисунок 2 – Второй подход в использовании нескольких кадров в задаче распознавания: сравнение результата интеграции

Наиболее перспективным направлением в рамках второго подхода является применение методов суперразрешения, которые позволяют получить изображение высокого разрешения на основе серии изображений низкого разрешения. Такой подход имеет следующие преимущества. Во-первых, он решает ряд проблем автоматизированной идентификации. Например, около 90% данных видеозаписи не пригодны для фотопортретной экспертизы [11]. Технологии offline и online повышения разрешения видеоизображения могут обеспечить определенный прогресс в этом направлении. Во-вторых, он имеет самостоятельную ценность и может быть интегрирован в произвольные видеосистемы. В-третьих, использование такого подхода позволяет улучшить качество идентификации по изображению лица.

В разделе 2 дано общее описание методов суперразрешения. В разделе 3 описывается математическая модель задачи суперразрешения. В данной работе предлагаются методы качественного и быстрого суперразрешения, описанные соответственно в разделах 4 и 5. Метод подавления эффекта Гиббса для быстрого суперразрешения описан в разделе 6. Новый алгоритм определения векторов движения при решении задачи суперразрешения по видеоданным приведен в разделе 7. Результаты и сравнение качества предложенных методов проиллюстрированы в разделе 8. В заключении представлены основные выводы.

2 СУПЕРРАЗРЕШЕНИЕ

В отличие от интерполяции и увеличения (re-sampling) изображений, повышающего разрешение, но не вносящего в изображение новой информации, суперразрешение использует информацию сразу с нескольких изображений, поэтому результирующее изображение высокого разрешения содержит в себе больше полезной информации. Это положительно влияет на качество методов идентификации.

Основной источник информации для суперразрешения — это изображения одного и того же объекта, незначительно движущегося на последовательных кадрах. Пиксели камеры, получающей изображение, имеют ненулевой размер, поэтому наблюдаемое значение пикселя соответствует не значению в конкретной точке на реальном изображении, а является усреднением по некоторой окрестности точки. Объект смещается, как правило, на нецелое число пикселей, поэтому на разных кадрах усреднение производится по разным окрестностям (см. рис. 3). Если движение объекта известно, то можно использовать информацию со всех кадров для построения одного изображения высокого разрешения.

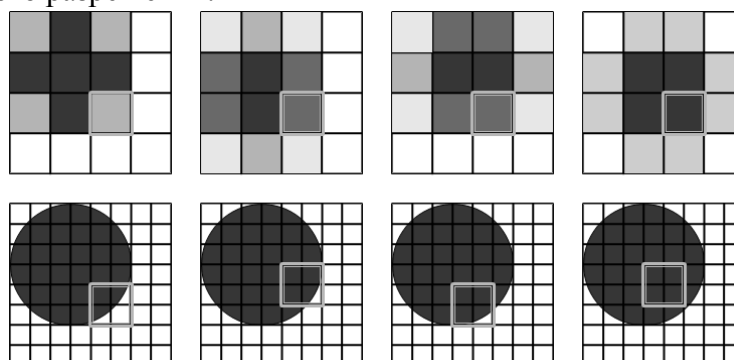


Рисунок 3 – Соответствие между пикселями изображений низкого разрешения (вверху) и изображения высокого разрешения (внизу)

В реальных ситуациях движение объекта неизвестно, поэтому его необходимо сначала вычислить. Близкие друг к другу точки обычно движутся одинаково, поэтому

обычно используется предположение о том, что движение в небольшой окрестности точки, в которой вычисляется движение, является плоскопараллельным. В этом случае повышается точность методов оценки движения и устойчивость к шуму, но в случае резкого изменения движения, например, в случае движущегося объекта на неподвижном фоне, метод будет давать неточные результаты.

Задача суперразрешения обычно ставится в виде задачи минимизации: найти такое изображение, которое, будучи уменьшенным с учётом движения, даст минимальное суммарное квадратичное отклонение от исходных изображений низкого разрешения. Эта задача является некорректно поставленной. Для её решения применяется регуляризирующий метод, основанный на методе регуляризации Тихонова [12]. При этом, некорректно поставленная задача заменяется на близкую к ней корректно поставленную задачу путём добавления ограничений.

3 МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ

Перед исследованием методов суперразрешения, рассмотрим обратную задачу построения кадров низкого разрешения при известном изображении высокого разрешения z (двумерная матрица интенсивности пикселей) и известных операторах движения F_k (отображение одного изображения на последующее) для каждого кадра. Эти операторы задают соответствия между точками первого и k -го кадров. При этом кадры низкого разрешения w_k можно представить в следующем виде:

$$w_k = A_k z = DHF_k z, \quad k = \overline{1, N}, \quad (1)$$

где DH является оператором понижения разрешения. Этот оператор осуществляет последовательное применение фильтра высоких частот H , представляющего собой свёртку с фильтром Гаусса и оператора прореживания D . Схематично это может быть проиллюстрировано на рис. 4.

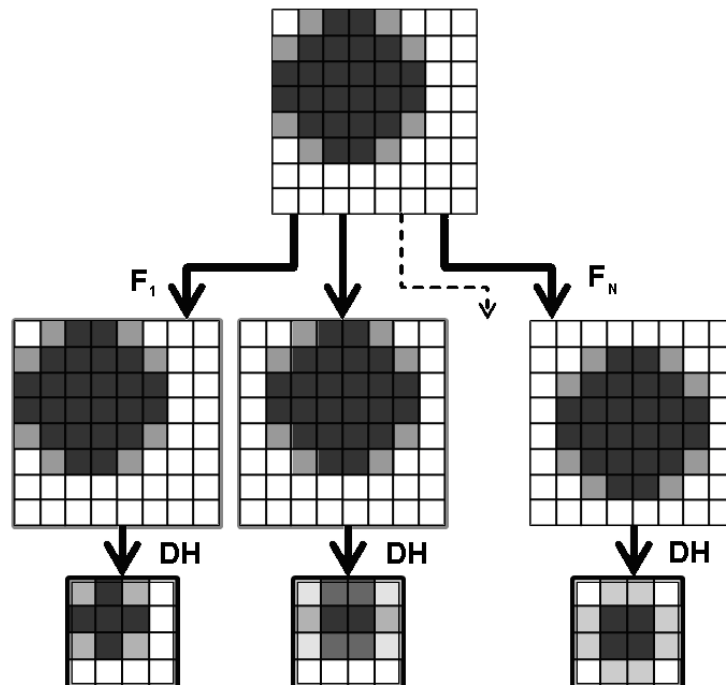


Рисунок 4 – Схема построения кадров низкого разрешения (1)

Задача суперразрешения ставится в виде обратной задачи к задаче понижения разрешения (1). Таким образом, происходит поиск изображение высокого разрешения

z при известных w_k и F_k . Задача качественного суперразрешения формулируется в виде задачи минимизации ошибки z_R

$$z_R = \arg \min_z \sum_{k=1}^N \|A_k z - w_k\|_1, \quad (2)$$

где $\|z\|_1 = \sum_{i,j} |z_{i,j}|$.

Решением задачи является изображение высокого разрешения, которое наиболее близко ко всей последовательности w_k одновременно.

В качестве оценки ошибки вместо (2) может быть использована стандартная евклидова норма:

$$z_R = \arg \min_z \sum_{k=1}^N \|A_k z - w_k\|_2^2. \quad (3)$$

4 КАЧЕСТВЕННОЕ СУПЕРРАЗРЕШЕНИЕ

Задачи минимизации (2), (3) являются некорректно поставленными, поэтому для их решения необходимо использовать регуляризирующие алгоритмы. Для задачи качественного суперразрешения (2) мы минимизируем функционал вида

$$z_R = \arg \min_z \left(\sum_{k=1}^N \|A_k z - w_k\|_1 + \alpha \Omega(z) \right). \quad (4)$$

В качестве стабилизатора $\Omega(z)$ используется функционал Bilateral Total Variation [13] $\Omega(z) = \sum_{-p \leq x, y \leq p} \gamma^{|x|+|y|} \|S_{x,y} z - z\|_1$, где $S_{x,y}$ — операторы сдвига по горизонтали на x и по вертикали на y пикселей соответственно, $\gamma = 0.8$, $p = 1$.

Минимизация функционала (4) производится с помощью субградиентного метода [14], [15].

5 БЫСТРОЕ СУПЕРРАЗРЕШЕНИЕ

Решение задачи в постановке (4) требует больших вычислительных затрат. Часто является важным быстрое построение приближённого решения задачи суперразрешения. Мы используем подход, близкий к [16]. В рамках такого подхода мы заменяем регуляризирующий алгоритм обращения оператора DH из формулы (1) на прямой оператор повышения разрешения U . В качестве этого оператора мы в данной работе используем оператор повышения разрешения, основанный на гауссовской фильтрации [17].

Данная реализация алгоритма быстрого суперразрешения включает в себя следующие шаги:

1. Взять первый кадр w_1 и вычислить движение между ним и остальными кадрами w_k , $k = 2, 3, \dots, N$. Движение между w_1 и w_1 принимается равным нулю, т.е. $z = F_1 z$.

2. Увеличить каждый кадр w_k и применить оператор движения, переводящий k -й кадр в первый:

$$W_k = F_k U w_k, \quad (5)$$

где U — оператор повышения разрешения, основанный на гауссовской фильтрации. Быстрое вычисление (5) описано в [17].

3. Произвести усреднение $z = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N W_k$.

4. Поднять резкость изображения при помощи нерезкой маски и адаптивного фильтра [18].

6 ПОДАВЛЕНИЕ ЭФФЕКТА ГИББСА

При поднятии резкости изображения в быстром суперразрешении возникает побочный эффект, называемый эффектом Гиббса и выражающийся в появлении ореолов возле резких границ.

Мы используем метод, аналогичный методу подавления эффекта Гиббса после увеличения изображений [19]. При этом коэффициент увеличения s для полученного методом быстрого суперразрешения изображения определяется выбором оператора U в (5). Основная идея метода заключается в ограничении максимального значения функционала суммарной вариации, в дискретном двумерном случае задаваемом в виде

$$TV(z) = \sum_{i,j} |z_{i+1,j} - z_{i,j}| + \sum_{i,j} |z_{i,j+1} - z_{i,j}|.$$

Ограничение заключается в том, что при увеличении в s раз суммарная вариация не может увеличиться больше, чем в s раз. Если это условие не выполняется, то считается проекция на множество изображений M с суммарной вариацией, удовлетворяющей этому ограничению:

$$z_R = \arg \min_{z \in M} \|z - z^*\|_2^2,$$

где z^* — результат интерполяции или быстрого суперразрешения. Для задачи суперразрешения это множество задаётся в виде

$$M = \left\{ z \mid TV(z) \leq \frac{1}{N} s \sum_{k=1}^N TV(w_k) \right\}.$$

Иллюстрация применения метода приведена ниже в разделе 8.

7 ОЦЕНКА ОПЕРАТОРА ДВИЖЕНИЯ

Одной из подзадач в задаче суперразрешения является вычисление оператора – вектора движения точек F_k для пар изображений. Результаты качественного суперразрешения существенно зависят от его точности.

Существует много методов вычисления векторов движения. Среди этих них можно выделить группу методов, вычисляющих движение на основе совмещения особых точек. В качестве особых точек могут использоваться, например, угловые точки [20], элементы лиц [21]. Эти методы не дают результата с субпиксельной точностью, поэтому его приходится уточнять. Другая группа методов – методы, использующие вариационный подход.

В качестве базового метода используется метод Канаде-Лукаса [22], относящийся к группе вариационных методов. Этот метод использует представление изображения $J(x, y)$ через $I(x, y)$ в виде

$$I(x + u(x, y), y + v(x, y)) = J(x, y), \quad (6)$$

где $u(x, y)$ и $v(x, y)$ — компоненты вектора движения $\vec{V} = (u, v)$. Изображения $I(x, y)$ и $J(x, y)$ считаются достаточно гладкими и дифференцируемыми, $I(x + u, y + v)$ раскладывается в ряд Тейлора с отбрасыванием старших производных

$$I(x + u, y + v) \approx I(x, y) + \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} u + \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} v. \text{ При этом (6) принимает вид}$$

$$I_x(x, y)u(x, y) + I_y(x, y)v(x, y) = I_t(x, y), \quad (7)$$

где $I_t(x, y) = J(x, y) - I(x, y)$. Так как вектора движения соседних точек близки друг к другу, то в методе Канаде-Лукаса при вычислении вектора \vec{V} в конкретной точке

(x_0, y_0) предполагается, что в окрестности этой точки $\Omega(x_0, y_0) = \{(x, y) : (x_0 - x)^2 + (y_0 - y)^2 \leq \varepsilon^2\}$ вектор движения постоянен:

$$I_x(x, y)u(x_0, y_0) + I_y(x, y)v(x_0, y_0) = I_t(x, y), \quad (x, y) \in \Omega(x_0, y_0). \quad (8)$$

Это повышает устойчивость метода, но делает невозможным резкие смены векторов движения. Далее используется модификация метода Канаде-Лукаса, использующая помимо самих изображений и их производные [17]. Это увеличивает точность работы метода в случае переменной освещённости кадров видеопоследовательности.

Метод Канаде-Лукаса даёт относительно точные результаты только в случае небольших векторов движения. Для преодоления этой проблемы нами предлагается многомасштабный подход, заключающийся в последовательном уточнении векторов движения, предварительно найденных для уменьшенных изображений.

Предположим, что известны векторы движения $\vec{V}_2 = (u_2, v_2)$ для пары изображений вдвое меньшего разрешения. Тогда для изображений оригинального разрешения эти вектора движения можно представить в виде $\vec{V}^* = (u^*, v^*)$, где $u^*(x, y) = 2u_2(\frac{x}{2}, \frac{y}{2})$, $v^*(x, y) = 2v_2(\frac{x}{2}, \frac{y}{2})$. Заменяя $u(x, y) = u^*(x, y) + \delta u(x, y)$ и $v(x, y) = v^*(x, y) + \delta v(x, y)$, переписываем (6) в виде

$$I(x + u^*(x, y) + \delta u(x, y), y + v^*(x, y) + \delta v(x, y)) = J(x, y). \quad (9)$$

Пользуясь тем, что метод Канаде-Лукаса предполагает постоянность вектора движения в окрестности точки, в которой считается вектор движения, заменяем (9) на

$$I(x + \delta u(x, y), y + \delta v(x, y)) = J(x - u^*(x, y), y - v^*(x, y)) \quad (10)$$

и вычисляем $\delta u(x, y)$ и $\delta v(x, y)$ через (8). Затем поставляем эти значения в $u(x, y) = u^*(x, y) + \delta u(x, y)$ и $v(x, y) = v^*(x, y) + \delta v(x, y)$.

8 ЭКСПЕРИМЕНТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

В этой работе приводятся результаты следующих экспериментов:

1) *Сравнение простого и многомасштабного методов Канаде-Лукаса.* Были взяты два изображения, сдвинутые друг относительно друга примерно на 20 пикселей по горизонтали и 5 по вертикали. Для этих изображений были применены обычный и многомасштабный методы Канаде-Лукаса. Результаты их работы приведены на рис. 5. Многомасштабный метод довольно точно определил смещение, в отличие от простого метода, который такое смещение не обнаружил.

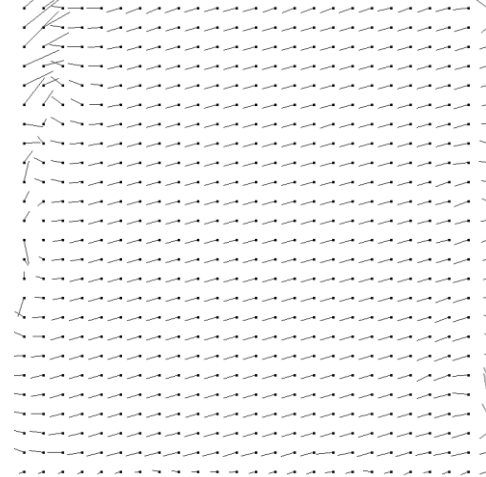
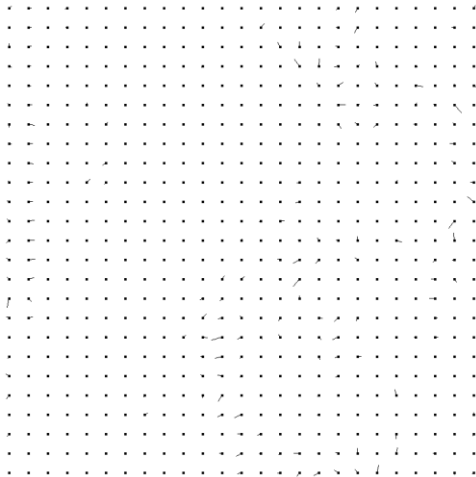
2) *Синтетический тест.* Было взято изображение лица, к нему применены несколько произвольных сдвигов, затем сдвинутые изображения были уменьшены в 4 раза. Всего было построено 16 таких изображений. К уменьшенным изображениям были применены методы интерполяции, использующие информацию только об одном изображении, и предложенные методы суперразрешения. Результаты приведены на рис. 6. Для вычисления среднеквадратичного отклонения использовались полученное и исходное изображения высокого разрешения.

3) *Применение метода подавления эффекта Гиббса* для метода быстрого суперразрешения. Результаты представлены на рис. 7.

4) *Обработка реального видеопотока.* Результаты приведены на рис. 8.



а) Пара изображений, для которых вычислялся оператор движения.



б) Обычный метод Канаде-Лукаса

в) Многомасштабный метод

Рисунок 5 – Иллюстрация простого и многомасштабного методов оценки движения



а) Оригинал



б) Примеры уменьшенных изображений



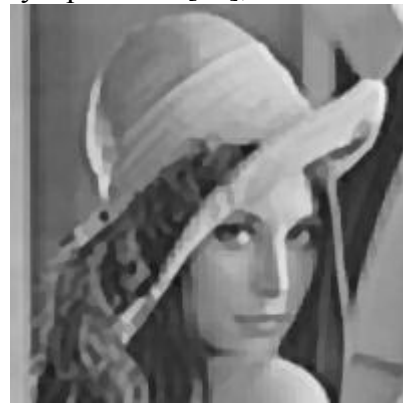
в) Бикубическая интерполяция,
MSE = 608.63



г) Интерполяция, основанная на
регуляризации [23], MSE = 480.07



д) Быстрое суперразрешение,
MSE = 232.76



е) Качественное суперразрешение,
MSE = 137.88

Рисунок 6 – Результаты работы методов увеличения изображений, использующих только один кадр, и предложенных методов суперразрешения для синтетической видеопоследовательности



а) Быстрое суперразрешение,
MSE = 232.76



б) Быстрое суперразрешение с
подавлением эффекта Гиббса,
MSE = 197.81

Рисунок 7 – Подавление эффекта Гиббса для быстрого суперразрешения



а) Примеры исходных кадров



б) Метод "ближайшего соседа"



б) Билинейная интерполяция



в) Интерполяция, основанная на регуляризации



г) Быстрое суперразрешение



д) Качественное суперразрешение

Рисунок 8 – Применение метода суперразрешения к реальным видеоданным

9 ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, в работе рассмотрено применение общего подхода суперразрешения видео последовательности к задаче улучшения качества изображений лиц. Анализ предложенных качественного и быстрого методов суперразрешения и нового многомасштабного метода оценки движения показал практическую применимость разработанных алгоритмов для задач видеонаблюдения. Рассмотрена задача постобработки результата суперразрешения видеоданных, получаемого быстрым методом с целью подавления эффекта Гиббса.

Основными направлениями дальнейших исследований являются создание комбинированного метода оценки движения, использующего, в том числе, характерные точки лица и разработка алгоритмов для случая зашумленных видеоданных.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Синицын И.Н., Губин А.В., Ушмаев О.С., Метрологические и биометрические технологии и системы // История науки и техники. - №7, 2008, С.41-44.
2. Ушмаев О.С., Реализации концепции многофакторной биометрической идентификации в правоохранительных системах. Интерполитех – 2007. http://www.dancom.ru/rus/AIA/Archive/RUVI_BioLinkSolutions_MultimodalBiometricsConcept.pdf
3. О.С. Ушмаев, А.В. Босов. Реализация концепции многофакторной биометрической идентификации в интегрированных аналитических системах// Бизнес и безопасность в России, №49, январь 2008, С.104-105.
4. О.С. Ушмаев, И.Н. Синицын, Информационные технологии распознавания лиц в потоке // Оптико-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов, ч.2. Курск, 2008, С. 138-140.
5. Обработка и анализ цифровых изображений с примерами LabVIEW и IMAQ Vision: [учебный курс] / Ю. В. Визильтер [и др.] - М. : ДМК Пресс, 2007 - 464 с.
6. N. Samanich, Analytics Driving Transition in Video// Security Technology & Design, September 2006, pp. 96-98.
7. M.D. McNeese, How video informs cognitive systems engineering: making experience count // Cognition, Technology & Work, vol.6, no.3, Aug 2004, p. 186-194.
8. Niels Haering, Peter L. Venetiaren, Alan Lipton, The evolution of video surveillance: an overview // Machine Vision and Applications, vol. 19, No. 5-6, Oct 2008, p. 279-290.
9. Face Recognition Vendor Test, <http://www.frvt.org>
10. Face Recognition Vendor Test 2006, <http://frvt.org/FRVT2006/>
11. Уфимцев Ю. С., Зинина А. М., Виниченко И. Ф., Зинин А. М., Снетков В. А., Зинин А.М., Зимина А. М., Зинин А.М., Зимина А.М, Зинина А.М., ред., под ред. д.ю.н., проф. Зинина А.М., Портретная экспертиза. – М.: Право и Закон, Экзамен, 2004.
12. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я. Методы решения некорректных задач. М., 1979.
13. Sina Farsiu, Dirk Robinson, Michael Elad, Peyman Milanfar “Fast and Robust Multi-Frame Super-Resolution” // *IEEE Trans. On Image Processing*, Vol. 13, No. 10, pp. 1327-1344, October 2004.
14. S. Boyd, L. Xiao, A. Mutapcic —Subgradient methods, Lecture notes of EE392o, Stanford University, 2003.
15. A.S. Krylov, A.V. Nasonov, D.V. Sorokin, "Face image super-resolution from video data with non-uniform illumination", Proc. Int. Conf. Graphicon2008, pp. 150–155.
16. F. Lin, C. Fookes, V. Chandran, and S. Sridharan, "Investigation into Optical Flow Super-Resolution for Surveillance Applications" // Proceedings of APRS Workshop on Digital Image Computing, February 2005, pp. 73–78.
17. A.Krylov, A.Nasonov, "Fast Super-Resolution from video data using optical flow estimation" // Proceedings of IEEE ICSP'08 (Beijing), pp. 853-856.
18. A.Krylov, A.Nasonov, O.Ushmaev "Image Super-Resolution using Fast Deconvolution " // Proceedings of 9th Conference on Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies, Nizhni Novgorod, 2008, Vol. 1, No. 2, pp. 362-364.
19. A.Krylov, A.Nasonov, "Adaptive Total Variation Deringing Method for Image Interpolation" // Proceedings of ICIP'08 (San Diego), pp. 2608-2611.
20. Sung Won Park, and Marios Savvides, “Breaking the limitation of manifold analysis for super-resolution of facial images”, IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 1, April 2007, pp. 573–576.
21. Jiangang Yu. Super-resolution and Facial Expressions for Face Recognition in Video, PhD Thesis, University of California, Riverside, 2007.
22. B.D. Lucas, T. Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision", Proc. of Imaging understanding workshop, 1981, pp. 121–130.
23. S. Lukin, A.S. Krylov, A.V. Nasonov, “Image Interpolation by Super-Resolution”, Proc. Int. Conf. Graphicon2006, pp. 239–242



Насонов Андрей Владимирович (1985 г.р.), младший научный сотрудник, лаборатория математических методов обработки изображений ВМК МГУ.
Область научных интересов: вариационные методы обработки изображений, некорректные и обратные задачи.



Крылов Андрей Серджевич (1956 г.р.), к.ф.-м.н., зав. лабораторией математических методов обработки изображений ВМК МГУ.

Область научных интересов: математические методы обработки изображений, машинное зрение, некорректные и обратные задачи.



Урмаев Олег Станиславович, (1981 г.р.), канд. техн. наук, с.н.с. Института проблем информатики РАН.

Область научных интересов: информационно-аналитические комплексы и системы, обработка изображений, распознавание образов, биометрические технологии.