

УДК.519.95

## **ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА СУПЕРРАЗРЕШЕНИЯ ДЛЯ БИОМЕТРИЧЕСКИХ ЗАДАЧ РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ В ВИДЕОПОТОКЕ<sup>1</sup>**

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

### **Аннотация.**

В работе рассмотрено применение общего подхода суперразрешения видео последовательности к задаче улучшения качества изображений лиц. Суперразрешение осуществляет 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. Разработан новый многомасштабный метод оценки движения для последовательных кадров. Результаты тестовых расчетов показывают практическую применимость разработанных алгоритмов для задач видеонаблюдения.

**Ключевые слова:** суперразрешение, видеопоследовательность лиц, многомасштабный метод оценки движения, быстрый метод суперразрешения.

## **APPLICATION OF SUPERRESOLUTION METHOD IN VIDEO-BASED FACIAL IDENTIFICATION**

**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 video sequence superresolution method has been applied to face image enhancement task. The superresolution 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 were considered. New multiscale motion estimation method has been developed. Test results showed good practical applicability of the developed algorithms for video surveillance.

**Keywords:** superresolution, face video sequence, multiscale motion estimation, fast superresolution method.

### **1 ВВЕДЕНИЕ**

В настоящее время увеличивающиеся возможности персональных и мобильных компьютеров сделали возможным массовое использование различных технологий биометрической идентификации [2-8].

Одним из наиболее динамично развивающихся направлений биометрической идентификации является анализ динамических последовательностей лица (видеоряда) [9-10]. Значительным стимулом к практическому внедрению таких технологий является развитие источников видеoinформации и распространение телекоммуникационных средств, позволяющих осуществлять систематический сбор видеoinформации. На

<sup>1</sup> Работа поддержана грантами РФФИ (проекты 09-07-00173, 07-07-00031 и 09-01-92474-МНКС) и Программой фундаментальных исследований ОНИТ РАН (проект 1.5)

сегодняшний день наиболее значимым источником видео являются системы видеонаблюдения. С распространением сетей GSM 3G следует ожидать нового всплеска интереса к данному источнику.

Существенной особенностью биометрической 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), который отличается с одной стороны худшим качеством изображения и потенциальной некооперативностью человека. С другой стороны, при относительно длительном нахождении в кадре лицо человека меняет ракурс, что теоретически устраняет значимую проблему лицевой биометрии. А именно, стремительную деградацию качества распознавания при различных ракурсах.

При этом следует отметить, что в настоящий момент технологии, которые изначально нацелены на кроссканальное сравнение видео против статичной фотографии практически отсутствуют. Большинство производителей стремятся или адаптировать базовую технологию идентификации по статичной фотографии, или приблизить качество видео к фотографии аппаратными средствами. Последний подход имеет один явный недостаток — большинство уже установленных систем видеонаблюдения не пригодны для его применения.

Если рассматривать варианты биометрической идентификации по видеоряду на основе технологии идентификации по статичной фотографии, то с практической точки зрения можно выделить два принципиально различных подхода. Первый заключается в следующем. Современные библиотеки распознавания по изображению лица позволяют сравнивать изображения низкого разрешения. Однако, это приводит к значительным ошибкам распознавания. Длина видеоряда позволяет в определенной степени компенсировать негативные факторы за счет массового сравнения (рис. 1).

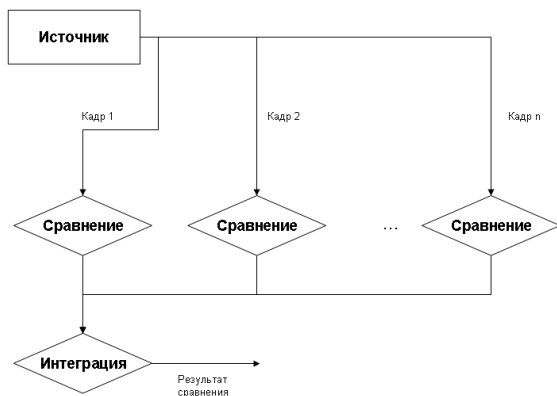


Рисунок 1 – Первый подход в использовании нескольких кадров в задаче распознавания: интеграция результатов сравнений.

Второй подход заключается в интеграции до этапа сравнения (рис. 2). 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.

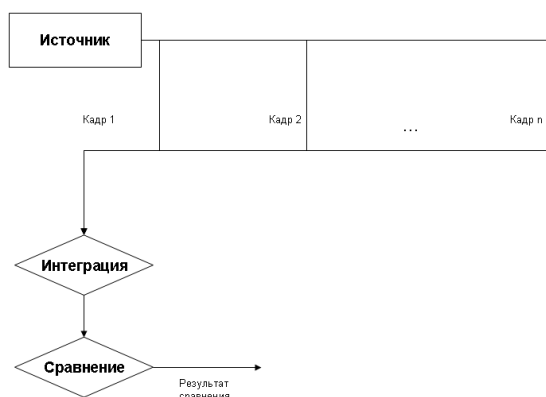


Рисунок 2 – Второй подход в использовании нескольких кадров в задаче распознавания: сравнение результата интеграции.

Наиболее перспективным направлением в рамках второго подхода является применение методов суперразрешения, которые позволяют по данным серии изображений низкого разрешения получить изображение высокого разрешения. Такой подход имеет ряд преимуществ. 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 с другим биометрическим СПО.

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 6. Новый алгоритм определения векторов движения при решении задачи суперразрешения по видеоданным приведен в разделе 6. Результаты и сравнение качества предложенных методов проиллюстрированы в разделе 7. В заключении представлены основные выводы.

## 2 СУПЕРРАЗРЕШЕНИЕ

В отличие от ресамплинга (интерполяции, увеличения) 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.

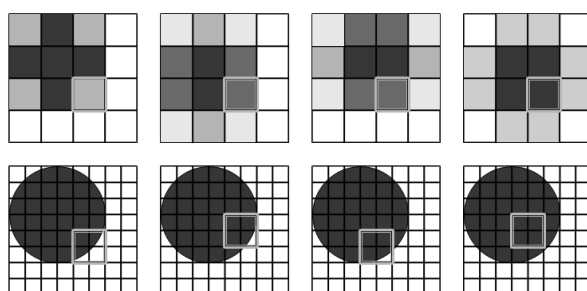


Рисунок 3. Соответствие между пикселями изображений низкого разрешения (вверху) и изображения высокого разрешения (внизу).

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 (MSE) 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.

В работе рассматриваются следующие задачи: качественное суперразрешение и быстрое суперразрешение.

В задаче качественного суперразрешения строится достаточно хорошее приближение точного решения поставленной задачи минимизации. Для решения этой задачи применяются ресурсоёмкие итерационные методы.

Результатом быстрого суперразрешения является грубое приближение решения задачи минимизации. В данном случае используется быстрый алгоритм без использования итераций.

### 3 МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ

Рассмотрим 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 виде:

$$w_k = A_k z = DHF_k z, \quad k = 1, 2, \dots, N, \quad (1)$$

где  $DH$  является оператором понижения разрешения. Этот оператор осуществляет последовательное применение фильтра высоких частот  $H$ , представляющего собой

Удалено: изображение

свёртку с фильтром Гаусса  $\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$  и оператора прореживания  $D$ . Схематично это может быть проиллюстрировано на рис. 4.

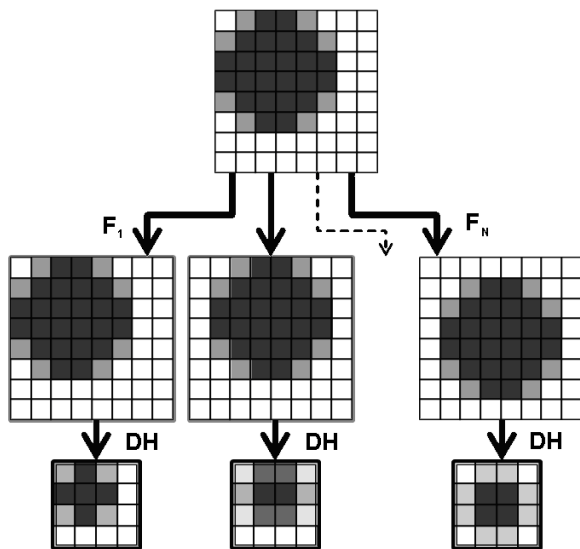


Рисунок 4. Схема построения кадров низкого разрешения (1)

Задача суперразрешения ставится в виде обратной задачи к задаче понижения разрешения (1). Таким образом, мы ищем изображение высокого разрешения  $z$  при известных  $w_k$  и  $F_k$ .

Задача качественного суперразрешения формулируется нами 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  $\|z\|_1 = \sum_{i,j} |z_{i,j}|$ .

Таким образом мы находим изображение высокого разрешения, которое наиболее близко ко всей последовательности  $w_k$  одновременно. Помимо (2) в качестве оценки ошибки может быть использована стандартная евклидова норма:

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

Удалено: Качественно, т

Удалено:  $z_R = \arg \min_z \sum_{k=1}^N \|A_k z -$

#### 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  $w_k$  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 ОЦЕНКА ОПЕРАТОРА ДВИЖЕНИЯ

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

Существует много методов вычисления движения. Среди этих них можно выделить группу методов, вычисляющих движение на основе совмещения особых точек. В качестве особых точек могут использоваться, например, угловые точки [19], элементы лиц [20]. Эти методы не дают результата с субпиксельной точностью, поэтому его приходится уточнять. Другая группа методов — методы, использующие вариационный подход.

В качестве базового метода мы используем метод Канаде-Лукаса [21], 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,  $I(x + u, y + v)$

Удалено: Постановка задачи

Отформатировано: ниже на 5 пт

Удалено:

раскладывается в ряд Тейлора с отбрасыванием старших производных  $I(x+u, y+v) \approx I(x, y) + \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} u + \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} v$ . 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.

Нами 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 нам известны вектора 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  $v(x, y) = v^*(x, y) + \delta v(x, y)$ .

## 7 ЭКСПЕРИМЕНТЫ

В этой работе приводятся результаты следующих экспериментов:

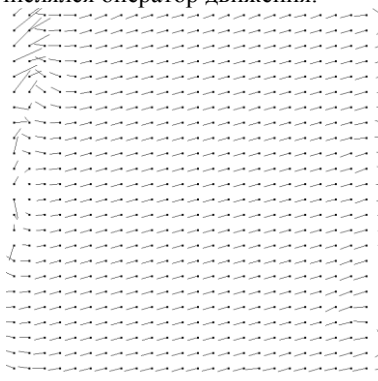
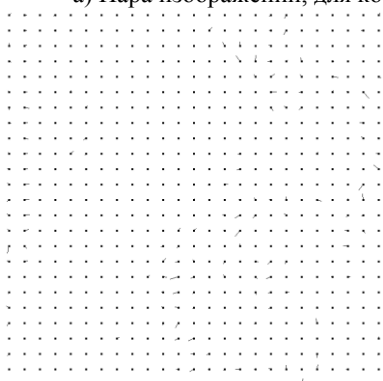
1) Сравнение простого и многомасштабного методов Канаде-Лукаса. Были взяты два изображения, сдвинутые друг относительно друга примерно на 20 пикселей по горизонтали и 5 по вертикали. Для этих изображений были применены обычный и многомасштабный методы Канаде-Лукаса. Результаты их работы приведены на 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) Обработка реального видеопотока. Результаты приведены на рис. 7.



а) Пара изображений, для которых вычислялся оператор движения.



б) Обычный метод Канаде-Лукаса

в) Многомасштабный метод

Рисунок 5. Сравнение простого и многомасштабного методов Канаде-Лукаса.



а) Оригинал



б) Примеры уменьшенных изображений





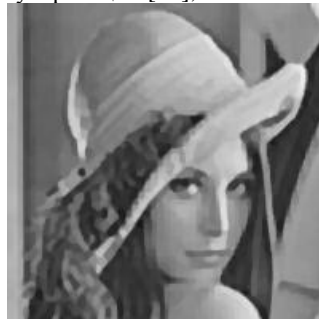
в) Бикубическая интерполяция,  
MSE = 608.63



г) Интерполяция, основанная на  
регуляризации [22], MSE = 480.07



д) Быстрое суперразрешение,  
MSE = 232.76



е) Качественное суперразрешение,  
MSE = 137.88

Рисунок. 6. Синтетический тест.



а) Примеры исходных кадров



б) Метод "ближайшего соседа"



б) Билинейная интерполяция



в) Интерполяция, основанная на

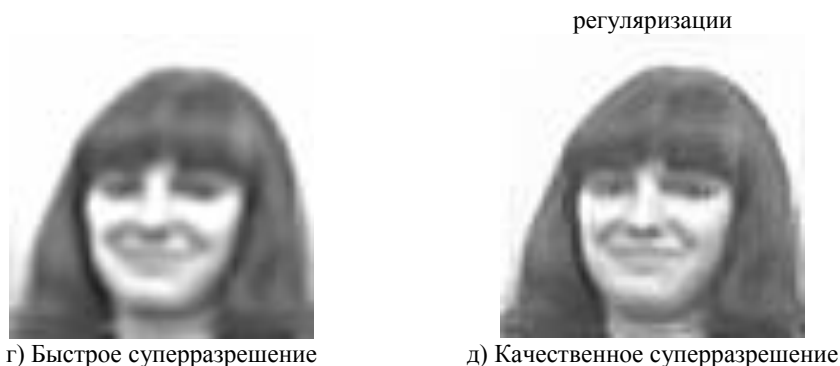


Рисунок. 7. Тест на реальных изображениях.

### 8 ЗАКЛЮЧЕНИЕ

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.

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. Сеницын И.Н., Губин А.В., Урмаев О.С., Метрологические и биометрические технологии и системы // История науки и техники. - №7, 2008, С.41-44.
2. Урмаев О.С., Босов А.В., Реализация концепции многофакторной биометрической идентификации в интегрированных аналитических системах // Системы высокой доступности, 4, 2007, т.3, с.13-23.
3. Урмаев О.С., Применение биометрии в аэропортах, Biometrics TTS 2007. 22 ноября 2007 г. [http://www.dancom.ru/rus/AIA/Archive/RUVII\\_BioLinkSolutions\\_BiometricsInAirports.pdf](http://www.dancom.ru/rus/AIA/Archive/RUVII_BioLinkSolutions_BiometricsInAirports.pdf)
4. Урмаев О.С., Реализации концепции многофакторной биометрической идентификации в правоохранительных системах. Интерполитех – 2007. [http://www.dancom.ru/rus/AIA/Archive/RUVI\\_BioLinkSolutions\\_MultimodalBiometricsConcept.pdf](http://www.dancom.ru/rus/AIA/Archive/RUVI_BioLinkSolutions_MultimodalBiometricsConcept.pdf)
5. N. Kingsbury, Technology Assessment: Using Biometrics for Border Security. DIANE Publishing Co., 2003.
6. John D. Woodward, Jr. "Biometrics: Facing Up to Terrorism", The Biometric Consortium Conference 2002, Arlington, February, 2002.
7. Сеницын И.Н., Новиков С.О., Урмаев О.С., "Развитие технологий интеграции биометрической информации", Системы и средства информатики, вып. 14, 2004, С. 5-36.
8. О.С. Урмаев, А.В. Босов. Реализация концепции многофакторной биометрической идентификации в интегрированных аналитических системах// Бизнес и безопасность в России, №49, январь 2008, С.104-105.
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., Зимица А. М., Зинин А.М.А.М., Зимица 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 methodsI, 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. 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.
20. Jiangang Yu. Super-resolution and Facial Expressions for Face Recognition in Video, PhD Thesis, University of California, Riverside, 2007.
21. 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.
22. 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.



**Ушмаев 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.