



ISSN 1815-4840

Himičeskaâ tehnologiâ. Kontrol' i upravlenie
**CHEMICAL TECHNOLOGY.
CONTROL AND MANAGEMENT**

2019, №4-5 (88-89) pp.139-150

International scientific and technical journal
journal homepage: <https://uzjournals.edu.uz/ijctcm/>



Since 2005

UDC 004.932.4

BLOCK FORM OF KALMAN FILTER IN PROCESSING IMAGES WITH LOW RESOLUTION

Avazbek Marakhimov¹, Lyudmila Varlamova²

¹Doctor of Technical Sciences, Professor National University of Uzbekistan named after Mirzo Ulugbek,
E-mail: avaz.marakhimov@yandex.com;

²Ph.D., Associate Professor, Tashkent University of Information Technologies named after Muhammad al Kwarazmi
E-mail: vlp @bk.ru, phone (93)5535563.

Abstract. The article discusses the issues of preliminary processing and image filtering. One of the problems with image preprocessing is the presence of blurring and noise. The problem of highlighting the background of a moving object. Next, consider the problem of constructing a Kalman filter of block type. When using the Kalman filter to solve the adaptive filtering problem, the monitored process is the vector of optimal filter coefficients. The purpose of applying the Kalman filter is to minimize the variance of the estimate of the vector random process. Noise filtering in the form of a block filter allows to restore damaged areas of images using relative shift.

Key words: noise, blur, Image processing, Filtering, high resolution reconstruction autocorrelation matrix, variance.

Аннотация. Мақолада расмларга олдиндан ишлов бериш ва филтрлаш масалалари кўриб чиқилган. Тасвирларни қайта ишлашдаги муаммолардан бири ҳираланишлар ва шовқинлар мавжудлигидир. Ҳаракатланувчи объектнинг фонини ажратиш масаласи ечилган. Кейинчалик, блок туридаги Калман филтрини қуриш масаласи кўриб чиқилган. Адаптив филтрлаш масаласини ечишда Калман филтрдан фойдаланганда кузатилаётган жараён сифатида оптимал филтрнинг коэффицентлар вектори ҳисобланади. Калман филтрини қўллашдан мақсад - векторли тасодифий жараённинг баҳолаш дисперсиясини минималлаштиришидир. Блокли филтр ёрдамида шовқинларни филтрлаш нисбий силжиш ҳисобига тасвирларнинг шикастланган жойларини тиклашга имконини беради.

Таянч сўзлар: шовқин, хираланиш, тасвирни қайта ишлаш, филтрлаш, юқори сифатли тасвирни тиклаш, автокорреляция матричаси, фарқлар.

Аннотация. В работе рассмотрены вопросы предварительной обработки и фильтрации изображений. Одной из проблем при предварительной обработке изображений является наличие размытий и шумов. Решается задача выделения фона движущегося объекта. Далее рассматривается задача построения фильтра Калмана блочного типа. При использовании фильтра Калмана для решения задачи адаптивной фильтрации отслеживаемым процессом является вектор коэффициентов оптимального фильтра. Цель применения фильтра Калмана - минимизировать дисперсию оценки векторного случайного процесса. Фильтрация шумов с помощью блочного фильтра позволяет восстанавливать поврежденные области изображений посредством относительного сдвига.

Ключевые слова: шум, размытие, обработка изображения, фильтрация, восстановление изображения высокого качества, автокорреляционная матрица, дисперсия.

ВВЕДЕНИЕ

В состав систем технического зрения входят устройства регистрации изображений и вычислительные средства, снабженные специальным программным обеспечением для обработки изображений в целях извлечения информации об объектах. При создании большинства приложений требуется автоматическое выделение объектов в видеопоследовательностях, то есть обработка входных данных с помощью методов обработки

сигналов, селекция заданного типа объектов и измерение координат этих объектов в системе координат, связанной с системой технического зрения.

Имея зашумленное изображение с размытыми границами и задачу распознавания объекта, ставится задача разделения изображения на области по семантическому значению, т.е. на области по яркости и выделение движущихся объектов.

В процессе использования основных методов обработки сигналов в условиях ограниченности априорных данных о составляющих данных исходного сигнала неизбежно приходится опираться на некоторые *статистические модели* сигналов и шумов. Как правило, при формировании этих моделей используются концепции линейности, стационарности и нормальности сигналов. Следует отметить, что данные принципы далеко не всегда выполняются на практике, а от адекватности выбранной модели в значительной мере зависит качество приема сигнала, его обработка.

Рассмотрим систему видеонаблюдения, когда перед неподвижной камерой движутся объекты, яркость объектов априори неизвестная величина, а фон квазистатистический.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ВЫДЕЛЕНИЯ ОБЛАСТЕЙ ДВИЖЕНИЯ

На вход системы подается последовательность кадров I_n некоторого видео V , которую представим в следующем виде

$$I_n = \{K_n(x, y), 0 \leq x < width, 0 \leq y < height\}, n = \overline{1, N}, \quad (1)$$

где $width$ – ширина кадра, $height$ – высота кадра, а $I_n(x, y)$ – вектор фиксированной размерности.

Одним из подходов решения настоящей задачи является совокупность областей изображения для каждого кадра видео, в которых происходит движение одного или нескольких объектов. В результате обработки видео необходимо сформировать набор бинарных изображений, в которых белые пиксели (интенсивность 255) соответствуют пикселям, принадлежащим движущимся объектам, а черные (интенсивность 0) – пикселям фона (1) [1].

$$M_k(x, y) = \begin{cases} 255, & (x, y) - \text{пиксель объекта} \\ 0, & (x, y) - \text{пиксель фона} \end{cases}, k = \overline{1, N} \quad (2)$$

Требуется отнести каждый пиксель к одному из классов. Границы классов зачастую перекрываются, что после применения классификатора (операции бинаризации) приводит к потере участков искомым объектам и наличию ложно выделенных участков фона. Таким образом, в условиях априорной неопределенности относительно яркости искомым объектам нельзя по одному кадру выделить все объекты при приемлемом уровне ошибок классификации, так как области одинаковой семантики находятся в разных яркостных диапазонах [2]. Алгоритмы вычитания фона широко применяются в задачах видеонаблюдения и активно изучаются в последнее время. Большинство существующих алгоритмов и методов вычитания фона основываются на сравнении цвета пикселей или блоков очередных кадров со своими цветовыми моделями. Методы пороговой сегментации, применяемые для выделения фона разделяются на статическую и динамическую. Имеется изображение, для которого выбирается статический порог p . Отделить движущиеся объекты от фона возможно, если известны модели объектов или модель фона. Однако в случае априорной неопределенности относительно яркости искомым объектам нельзя задать их яркостные эталонные описания, в то время как фоновая составляющая сцены может быть оценена.

Предполагается вычитание фона (background subtraction) из кадра видео, при этом модель фона имеет следующий вид [3 – 5]:

$$F = \{F(x, y), 0 \leq x < width, 0 \leq y < height\}. \quad (3)$$

Вычитание фона производится попиксельно следующим образом:

$$D(x, y) = \begin{cases} 1, & |X_t(x, y) - F(x, y)| > p \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases} \quad (4)$$

где p – заданный порог; $D(x,y)$ – разностное (бинарное) изображение; $X_t(x,y)$ – изображение, полученное в момент времени t ; $F(x, y)$ – изображение фона.

На рис.1 приведены этапы цветовой сегментации.



Рис.1. Цветовая сегментация

Переведя (1) в монохромное изображение $G(x,y)$ и используя метод Оцу [1] применим алгоритм, уменьшающий дисперсию внутри класса, которая определяется как взвешенная сумма дисперсий двух классов:

$$\sigma_w^2(t) = \omega_1(t)\sigma_1^2(t) + \omega_2(t)\sigma_2^2(t), \quad (5)$$

где ω_i - вероятности двух классов разделенные порогом t , σ_i^2 – дисперсия этих классов.

Для каждого значения $t = 1, \max(G)$ вычисляются значения дисперсии этих классов так, что из плотности каждого класса легко выделить порог на гистограмме. В результате получаемое изображение отличается от оригинала (рис.2).

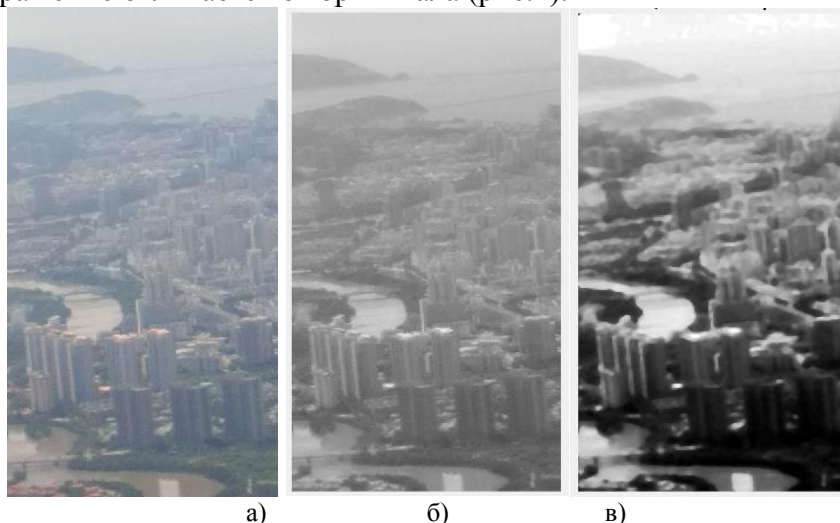


Рис. 2. Результат выравнивания гистограммы:

а) исходное изображение, б) gray scale, в) изображение после применения метода Оцу.

Другим подходом в задаче обнаружения и выделения движущегося фрагмента является идея оценки и последующего анализа стабильных изменений, возникающих в каждой точке изображения во времени [6] или параллельное вычисление оценок уровней яркости точек фона F и оценок величины изменения уровней яркости точек фона:

$$F(i, j, n) = \beta_1 \cdot F(i, j, n - 1) + (1 - \beta_1) \cdot l(i, j, n), \quad (6)$$

где $l(i, j, n)$ – уровень яркости точки (i, j) в n -м кадре наблюдаемой сцены; β_1 - параметр экспоненциального рекурсивного фильтра, выбираемый в диапазоне $0 \div 1$. Оценка величины изменения Δ уровней яркости точек фона Δ^F во времени имеет следующий вид

$$\Delta(i, j, n) = (F(i, j, n) - l(i, j, n))^2,$$

$$\Delta^F(i, j, n) = \beta \cdot \Delta^F((F(i, j, n - 1) + (1 - \beta) \cdot \Delta(i, j, n)) \quad (7)$$

где β - параметр экспоненциально рекурсивного фильтра, выбираемый в диапазоне (0÷1). При $\beta=1$ в качестве оценки величины изменения уровней яркости точек фона выбирается величина изменения уровней точек фона взятая из первого кадра, при $\beta=0$ осуществляется покадровая смена оценок величины изменения уровней яркости точек фона, а при $0 < \beta < 1$ оценки величины изменений уровня яркости точек фона формируются путем межкадрового усреднения [7].

Расчет оценок изменения величины уровня яркости, наряду с оценками уровня яркости, ведется независимо для каждой точки наблюдаемого изображения. Таким образом, на основе полученных оценок уровня яркости и оценок величины изменения уровня яркости, в каждой точке принимается решение о принадлежности ее к фону или предположительно, объекту. Т.е. можно записать

$$l(i, j, n) = \begin{cases} F(i, j, n), & \text{если } |F(i, j, n - 1) - l(i, j, n)| \leq \\ & \leq k \cdot \sqrt{\Delta(i, j, n - 1)} \\ h(i, j, n) & \text{в противном случае} \end{cases} \quad (8)$$

где $h(i, j, n)$ – уровень яркости точки, принадлежащей изображению объекта; k - некоторый пороговый коэффициент.

Поскольку Δ^F , по существу, представляет собой оценку дисперсии величины изменения уровня яркости, то значение k целесообразно принимать на уровне 3. Примером бинаризации с двойным ограничением может служить изображение на рис.3.

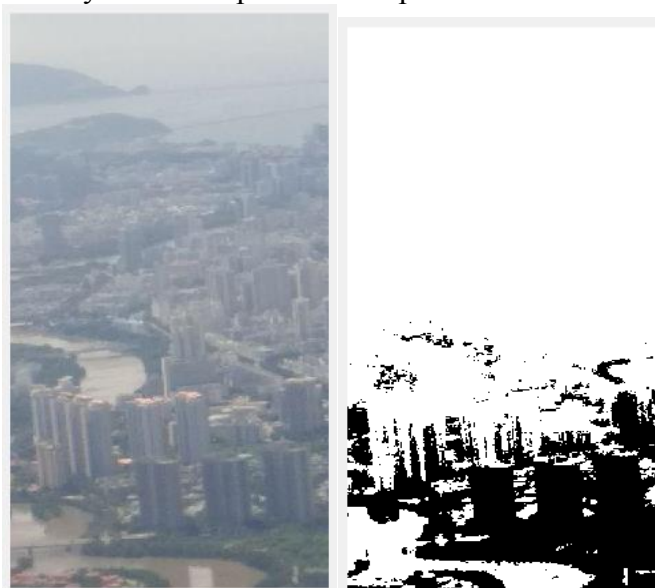


Рис.3. Бинаризация с двойным ограничением.

Из рисунков видно, что применение бинаризации с двойным ограничением (рис.3) не всегда дает нужный результат, в отличие от бинаризации с верхним/нижним порогом (рис.2).

Таким образом, решается задача оценки параметров, связанных с изображением, на основе выявления значимых изменений в наблюдаемой последовательности кадров изображения. Все существующие методы, связанные с реализацией бинаризации изображений, сводятся к сравнению яркости каждой точки с некоторым пороговым значением p и в зависимости от результата сравнения их относят к черным или белым.

Отличия методов заключается в способах вычисления порога яркости и принципом построения пороговой поверхности - методы локальной и глобальной бинаризации [7-9], при реализации используют анализ свойств локальных окрестностей. Это позволяет сделать метод адаптивным, что, в свою очередь, положительно влияет на результат улучшения изображения рис. 4. В данной работе в качестве характеристики локальных окрестностей будем использовать среднеквадратическое отклонение значений интенсивности пикселей локальных окрестностей.

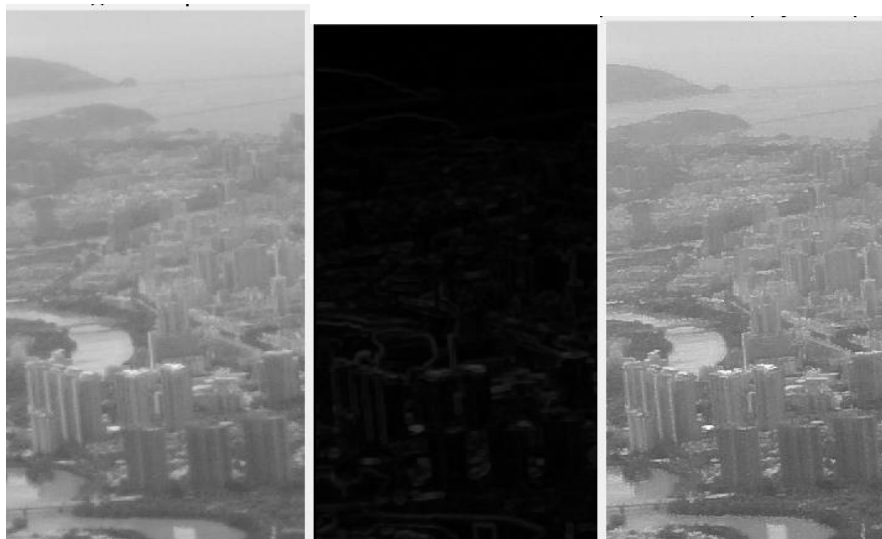


Рис. 4. Учет значений среднеквадратического отклонения интенсивностей пикселей локальной окрестности.

Как локальный, так и глобальный подход обладают некоторыми недостатками. Они обусловлены тем, что методы глобальной бинаризации не учитывают характеристики точек в их окрестности, в то время как локальные не учитывают характеристики всего изображения в целом, что, в конечном счете, влияет на качество бинаризации. Устранение этих недостатков предложено в работе [10], где описывается гибридный метод бинаризации, предполагающий использование нескольких пороговых величин. В работе рассмотрены вопросы обработки документов, распознавание текстов и изображений.

Наиболее распространенными проблемами, встречающимися в изображениях низкого качества являются: (1) переменная интенсивность фона из-за неравномерного освещения и хранения, (2) очень низкий местный контраст из-за мазка или пятен и теней в процессе захвата изображения документа, (3) плохое качество печати, (4) сильное влияние шума на сигнал и (5) изменения оттенков серого в выделенных цветовых областях.

В [10] рассматривается задача разработки и применения метода бинаризации изображений с адаптивным порогом на основе анализа гистограмм в локальных регионах и автоматическом определении окрестности с центром в заданной точке (рис. 5). Порог бинаризации для каждого локального фрагмента вычисляется индивидуально.

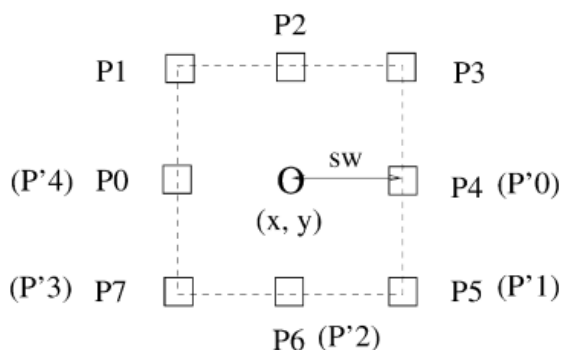


Рис.5. Техника обработки окрестности логического уровня порога [10].

Приведенный метод гибридной бинаризации позволяет получить достаточно хороший результат, но преимущественно он ориентирован на изображения текстовых документов, поэтому при попытке обработки таким методом изображений различных объектов зачастую возникает проблема нарушения исходной топологии объектов, что в дальнейшем оказывает

существенное влияние на результат последующих операций над изображением и, следовательно, не всегда может быть использован.

Таким образом, рассмотренные методы бинаризации, применяемые для выделения фона или объектов, нельзя назвать универсальными поскольку их применение имеет ограничение.

II. ФИЛЬТРАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Следующим этапом обработки изображений является фильтрация, поскольку цифровые изображения подвержены воздействию различных типов шумов (затенение объектов, возникновение пораженных участков изображений и аномальных наблюдений), которые могут возникать в зависимости от способа получения изображений, технологий передачи информации, методов оцифровывания данных [11-13].

Наиболее распространенным видом помех является случайный аддитивный шум, статистически независимый от сигнала. Аддитивный гауссов шум характеризуется добавлением к каждому пикселю изображения значений с нормальным распределением и с нулевым средним значением, обычно появляющийся на этапе формирования цифровых изображений. Основную информацию в изображениях несут контуры объектов. Классические линейные фильтры способны эффективно удалить статистический шум, но степень размытости мелких деталей на изображении может превысить допустимые значения. Для решения этой проблемы используются нелинейные методы, например, алгоритмы на основе анизотропной диффузии Перрона и Малика [14], билатеральные и трилатеральные фильтры, предложенные в работах Томази и Мандуччи [15], базирующиеся на оригинальной идее Овертона и Веймута [16]. Суть таких методов заключается в использовании локальных оценок, адекватных определению контура на изображении, и сглаживания таких участков в наименьшей степени [17].

Импульсный шум характеризуется заменой части пикселей на изображении значениями фиксированной или случайной величины, характерной для устройств ввода изображений с телевизионной камеры, систем передачи изображений по радиоканалам, а также для цифровых систем передачи и хранения изображений. Для удаления импульсного шума используется специальный класс нелинейных фильтров, построенных на основе ранговой статистики [18,19]. Общей идеей таких фильтров является детектирование позиции импульса и замена его оценочным значением, при сохранении остальных пикселей изображения неизменными.

Шумоподавление при помощи прямоугольного фильтра имеет существенный недостаток: все пиксели в маске фильтра на любом расстоянии от обрабатываемого объекта оказывают на результат одинаковый эффект [12-14]. Несколько лучший результат получается при модификации фильтра с увеличением веса центральной точки:

$$M_2^{low} \frac{1}{10} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}.$$

Более эффективное шумоподавление можно осуществить, если влияние пикселей на результат будет уменьшаться с увеличением расстояния от обрабатываемого. Этим свойством обладает гауссовский фильтр с ядром:

$$h(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(i^2+j^2)}{2\sigma^2}}, \quad (9)$$

где σ - дисперсия.

Гауссовский фильтр имеет ненулевое ядро бесконечного размера. Однако значения ядра фильтра очень быстро убывают к нулю при удалении от точки $(0,0)$, и потому на практике можно ограничиться сверткой с окном небольшого размера вокруг $(0,0)$, например, взяв радиус окна равным 3σ . Гауссовская фильтрация также является сглаживающей. Однако, в отличие от прямоугольного фильтра, образом точки при гауссовой фильтрации будет симметричное размытое пятно, с убыванием яркости от середины к краям. Степень размытия изображений определяются параметром σ . Гауссовская фильтрация используется совместно с лапласианом при подчеркивании границ.

Для подавления локальных помех используются медианные фильтры, основу которых составляет алгоритм перебора и упорядочивания элементов массива (одномерного или двумерного) по возрастанию или убыванию. Такие фильтры относятся к нелинейным фильтрам масочного типа [20,21-23]. Медианой является значение цвета, оказавшегося на центральном месте окна в результате перестановок. При этом цвет точки раstra заменяется значением цвета, оказавшегося на центральном месте. Происходит подавление импульсного шума, что и вызывает подавление локальных помех. С помощью медианного фильтра происходит скругление острых углов, уменьшение выбросов и импульсных помех, что важно при выделении контуров.

Основным недостатком медианных фильтров является менее эффективное подавление Гауссова шума и появление на изображении размытых контуров деталей вследствие ослабления исходного сигнала в результате работы медианного фильтра [22,23].

Наиболее эффективным подходом в оценке изображения исследуемого объекта с низким разрешением представляется использование алгоритмов фильтрации калмановского типа [24,25]. Алгоритм работы такого фильтра заключается в использовании двумерного фильтра с таким видом импульсной характеристики, при которой его практическая реализация была бы простой, и с такими параметрами этой импульсной характеристики, при которых эффективность фильтрации приближалась бы к потенциально возможной. Подбор коэффициентов фильтра специальным образом позволяет фильтру вести себя разумно: подавлять шумы и не увеличивать динамические ошибки фильтрации. При использовании фильтра Калмана для решения задачи адаптивной фильтрации отслеживаемым процессом является вектор коэффициентов оптимального фильтра.

Цель фильтра Калмана - минимизировать дисперсию σ оценки векторного случайного процесса $\mathbf{x}(k)$, изменяющегося во времени следующим образом:

$$\mathbf{x}(k + 1) = \Phi(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k), \quad (10)$$

где $\Phi(k)$ — матрица перехода, $\mathbf{v}(k)$ — случайный вектор (шум процесса), имеющий нормальное распределение с корреляционной матрицей $\mathbf{Q}_p(k)$.

Для наблюдения доступен линейно преобразованный процесс $\mathbf{y}(k)$, к которому добавляется шум наблюдения:

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k), \quad (11)$$

где $\mathbf{H}(k)$ — матрица наблюдения, $\mathbf{w}(k)$ — шум наблюдения, представляющий собой случайный вектор, имеющий нормальное распределение с корреляционной матрицей $\mathbf{Q}_M(k)$.

Дискретный алгоритм обработки входной информации в рамках методов фильтрации Калмана имеет вид:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_0(k|k-1) &= \Phi(k)\mathbf{x}_0(k-1) + \mathbf{B}(k)\mathbf{U}(k) + \mathbf{D}(k)\mathbf{F}(k); \\ \mathbf{x}_0(k) &= \mathbf{x}_0(k|k-1) + \sum_{i=1}^N \mathbf{K}_i(k)\{z_i(k) - \mathbf{H}(k)\mathbf{x}_0(k|k-1)\}; \\ \mathbf{K}_i(k) &= S_i(k)\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T\{\mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(k) + \mathbf{V}_{vi}[k]\}^{-1}; \\ \mathbf{P}(k|k-1) &= \mathbf{G}(k)\mathbf{V}_w(k)\mathbf{G}^T(k) + \Phi(k)\mathbf{P}(k-1)\Phi^T(k); \\ \mathbf{P}(k) &= \mathbf{P}(k|k-1) - \sum_{i=1}^N \mathbf{K}_i(k)\mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k|k-1), \quad i = 1, \dots, N, \end{aligned} \quad (12)$$

где $z_i(k)$ – вектор наблюдения; $z_0 = \mathbf{H}(n)\mathbf{x}_0(n|n-1)$ – вектор оценок наблюдений; $\mathbf{x}_0(n)$ – оценка вектора состояния; $\mathbf{x}_0(k|k-1)$ – оценка вектора прогнозирования состояния; $\Phi(k)$ – переходная матрица; $\mathbf{H}(k)$ – матрица наблюдения; $\mathbf{K}_i(k)$ – матрица коэффициентов; $\mathbf{P}(k|k-1)$ – дисперсионная матрица вектора состояния; $\mathbf{P}(k)$ – дисперсионная матрица оценки вектора состояния; $\mathbf{U}(k)$ – вектор управления; $\mathbf{F}(k)$ – вектор измеренных сигналов с выхода объекта; $\mathbf{B}(k)$ – матрица коэффициентов управления; $\mathbf{D}(k)$ – матрица коэффициентов измерения; $S_i(k) = 0$ [24].

Непрерывный алгоритм фильтрации Калмана во времени имеет вид [25,26]:

$$\frac{d\mathbf{x}_0}{dt} = \Phi(t)\mathbf{x}_0(t) + \mathbf{B}(t)\mathbf{U}(t) + \mathbf{D}(t)\mathbf{F}(t) + \sum_{i=1}^N \mathbf{K}_i(t)(z_i(t) - \mathbf{H}(t)\mathbf{x}_0(t));$$

$$\frac{dP(t)}{dt} = V_w(t) + \Phi(t)P(t) + P(t)\Phi^T(t) - P(t)H^T(t)V_v^{-1}(t)H(t)P(t), \quad (13)$$

где $z_i(t)$ – вектор наблюдений; $z_o(t) = H(t)x_o(t)$ – вектор оценок наблюдений; $x_o(t)$ – оценка вектора состояния; $\Phi(t)$ – переходная матрица; $P(t)$ – корреляционная матрица; $H(t)$ – матрица наблюдения; $K_i(t) = S_i(t)P(t)H^T(t)V_{vi}^{-1}(t)$ – матрица коэффициентов; $U(t)$ – вектор управления; $F(t)$ – вектор измеренных сигналов с выхода объекта; $B(t)$ – матрица коэффициентов управления; $D(t)$ – матрица коэффициентов измерения; $S_i(t)$ – признак типа измерителя или отсутствия измерений $S_i(t) = 0$.

Прогнозируемое значение наблюдаемого сигнала: $\hat{y}(k) = C(k)\Phi(k)\hat{x}(k-1)$. Разница или невязка между прогнозируемым и реально наблюдаемым сигналами:

$$e(k) = y(k) - \hat{y}(k), \quad (14)$$

тогда $P(k-1)C^T(k) \times (C(k)P(k-1)C^T(k) + Q_M(k))^{-1} = K(k)$ – коэффициент усиления Калмана.

Экстраполяция вектора состояния системы по оценке вектора состояния и примененному к вектору управления с шага $(k-1)$ на шаг k : $\hat{x}(k) = \Phi(k)\hat{x}(k-1) + K(k)e(k)$ – апостериорная оценка вектора состояния для k -го кадра, размерность вектора определяется порядком фильтра (рис.6).

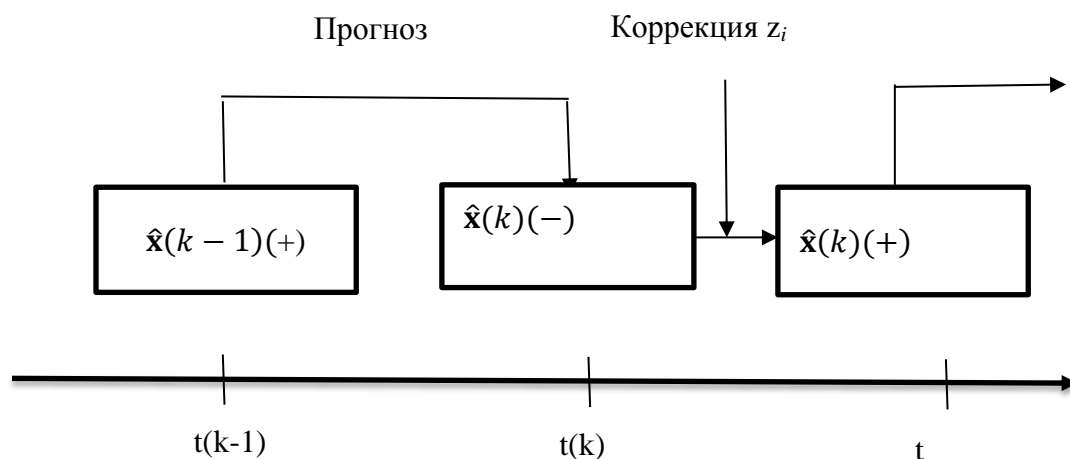


Рис.6. Работа фильтра Калмана на шаге $(k-1)$.

Обновление оценки корреляционной матрицы ошибок фильтрации имеет вид:

$$P(k) = \Phi(k)[P(k-1) - K(k)C(k)P(k-1)]\Phi^T(k) + Q_M(k)$$

где $Q_M(k)$ – ковариационная матрица некоторой случайной величины, поэтому ее след неотрицателен.

Минимум следа достигается при обнулении последнего слагаемого:

$$K(k) = P(k-1)H^T(k)S^{-1}(k)$$

Данная матрица является искомой и при использовании в качестве матрицы коэффициентов в фильтре Калмана минимизирует сумму средних квадратов ошибок оценки вектора состояния.

Предполагается, что детерминированных изменений коэффициентов не происходит, поэтому матрица перехода Φ является единичной: $\Phi(k) = I$. В качестве матрицы наблюдения выступает вектор содержимого линии задержки фильтра $u(k)$. Таким образом, выходной сигнал фильтра представляет собой прогнозируемое значение наблюдаемого сигнала, а в качестве самого наблюдаемого сигнала выступает образцовый сигнал адаптивного фильтра $d(k)$. Шум

наблюдения в данном случае является ошибкой воспроизведения образцового сигнала, а матрица \mathbf{Q}_M превращается в скалярный параметр средний квадрат сигнала ошибки [26,27].

Если фильтруется стационарный случайный процесс, коэффициенты оптимального фильтра являются постоянными и можно принять $\mathbf{Q}_p = 0$. Чтобы дать фильтру возможность отслеживать медленные изменения статистики входного сигнала, в качестве \mathbf{Q}_p может использоваться диагональная матрица. В результате приведенные формулы (11)-(14) принимают следующий вид: $\mathbf{y}(k) = \mathbf{u}^T(k)\hat{\mathbf{w}}(k-1)$ – апостериорный выходной сигнал фильтра (прогнозируемое значение образцового сигнала); $e(k) = d(k) - \mathbf{y}(k)$ – невязка фильтра; $\mathbf{K}(k) = \frac{\mathbf{P}(k-1)\mathbf{u}(k)}{\mathbf{u}^T(k)\mathbf{P}(k-1)\mathbf{u}(k) + \mathbf{Q}_M}$ – калмановский коэффициент усиления; $\hat{\mathbf{w}}(k) = \hat{\mathbf{w}}(k-1) + \mathbf{K}(k)e(k)$ – оценки коэффициентов фильтра; $\mathbf{P}(k) = \mathbf{P}(k-1) - \mathbf{K}(k)\mathbf{u}^T\mathbf{P}(k-1) + \mathbf{Q}_p$ – ошибки оценивания.

Начальное значение вектора \mathbf{w} обычно принимается нулевым, а в качестве исходной оценки матрицы \mathbf{P} используется диагональная матрица вида $\mathbf{C}\mathbf{I}$.

Применив рассмотренный алгоритм к изображению получим характеристики и изображение бинарного вида – рис.7.

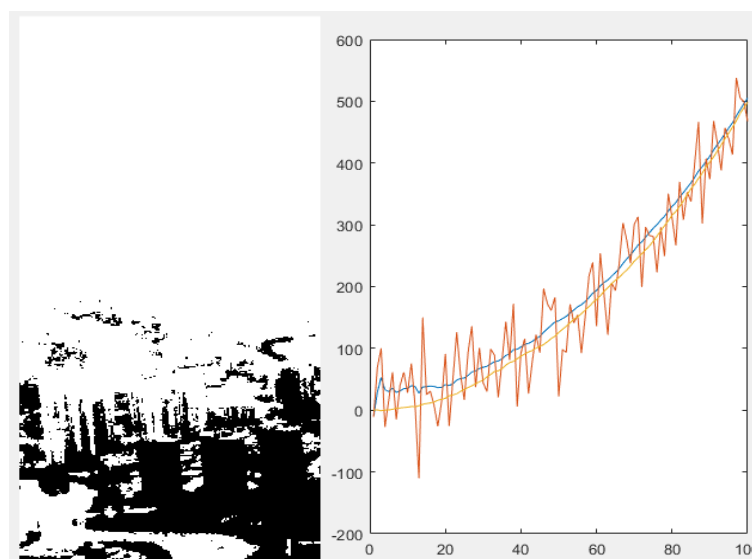


Рис. 7. Результат применения фильтра Калмана.

С помощью фильтра Калмана были выделены объекты, необходимые для обработки в процессе распознавания, удалена часть объектов. Это является одним из недостатков фильтра Калмана, связанным с высокой чувствительностью результирующей оценки по отношению к влиянию аномальных воздействий таких как аномальные наблюдения, затенение объектов, возникновение пораженных участков изображений (что имеет место на исходных изображениях рис.2 – рис. 4). При обработке изображений фильтром Калмана возникла проблема, связанная с большим размером системных матриц, что соответственно привело к увеличению времени и объема вычислений, а также расходу вычислительных ресурсов. Одним из перспективных подходов в решении задачи распознавания в условиях аномальных наблюдений, затенения объектов и наличия пораженных участков является применение методов реконструкции супер разрешения SRR (Super Resolution Reconstruction), блочной обработки изображений [28-30].

III. ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ SRR

SRR – Super Resolution Reconstruction (реконструкция супер разрешения) - технология получившая широкое распространение благодаря алгоритму обработки изображений,

позволяющему повысить разрешение методом многокадрового сверхразрешения изображений (СР - HR-High Resolution) [31-34]. При его использовании достигается эффект восстановления изображения с высоким разрешением (ВР) из некоторого количества изображений с низким разрешением (НР). При этом НР-изображения представляют собой различные взгляды на одну и ту же сцену и смещены на доли пикселя [31]. Движение сцены может возникать из-за управляемого движения в системах формирования изображения, например, изображения, полученные с беспилотных летательных аппаратов [35]. То же самое относится и к неконтролируемым движениям, например, движение локальных объектов или вибрационных систем визуализации. Если эти движения сцены известны или могут быть оценены с точностью до субпикселя, и если эти изображения с низким разрешением объединяются, то возможно применение реконструкции супер разрешения SRR [31].

В работах [36-38] предложена схема обработки изображений с низким разрешением в виде системы разложения на каналы, содержащие блоки устранения искажений, шумов (пятен) и помех, а также блоки субдискретизации, сигналы от которых поступают на суммирующие устройства, куда также поступают шумы. На выходе каналов получают низкоразрешимые изображения. Однако, следует отметить громоздкость данного подхода при его точности.

Другим подходом обработки низкоразрешимых изображений является использование фильтра Калмана с блочным подходом в задаче построения сверхразрешения изображений, что позволяет сократить размерность матриц, используемых при построении алгоритма восстановления изображения с высоким разрешением, рассматривая изображение в виде некоторой функции, определенной на многомерной сетке. В [39] приведена структура блочного фильтра Калмана, полученная за счёт организации векторной модели авторегрессии в блочной форме, при этом модель фильтра учитывает корреляцию соседних блоков, следующих друг за другом в пределах строки блоков, тем самым устраняя краевые эффекты на стыке блоков в пределах строки. Достигается это за счёт значительного расширения вектора состояний фильтра Калмана и, соответственно, ковариационной матрицы. В [40] приведена структура фильтра Калмана с сокращённым обновлением (reduced update Kalman filter), где алгоритм аппроксимирует пространство состояний в малой области с целью минимизации вычислений, связанных с обновлением ковариационной матрицы. Отличие предлагаемой схемы от [41] заключается в наличии блоков отбора проб, в то время как [40] рассматривает сигнал с пропуском через блок децимации.

Алгоритм SRR преобразует несколько низкоразрешимых поврежденных изображений \mathbf{y}_k , где $k=1, \dots, K$ на входе блочного фильтра сравнивая с эталонным изображением низкого разрешения с дробной точностью пикселей. Размер изображения $M \times M$ пикселей. Оценивание изображений низкого разрешения осуществляется посредством изображения высокого разрешения \mathbf{x}_k [31].

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k, \quad (15)$$

где \mathbf{x}_{k+1} - изображение высокого разрешения, полученное из предыдущего изображения \mathbf{x}_k за счёт перемещения камеры и/или объекта в процессе получения изображений; \mathbf{F}_k - матрица сдвига размером $N^2 \times N^2$, характеризующая смещения изображений; \mathbf{w}_k - гауссовский шум с нулевым математическим ожиданием и ковариационной матрицей $Q_k = \sigma_k^{(Q)^2} I$ размером $N^2 \times N^2$.

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \dot{Y}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \\ \ddot{H}_k \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \begin{bmatrix} H = E_1 \\ E_2 \\ \ddot{E}_k \end{bmatrix}, \quad (16)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{E}_k,$$

где \mathbf{y}_k - наблюдаемое изображение с низким разрешением; \mathbf{x}_k - изображение с высоким разрешением, из которого производится \mathbf{y}_k ; \mathbf{H}_k - матрица децимации размером $M^2 \times N^2$, которая осуществляет преобразование \mathbf{x}_k в \mathbf{y}_k ; \mathbf{E}_k - аддитивный нулевой средний гауссовский шум с нулевым математическим ожиданием и положительно определенной автокорреляционной

матрицей $\mathbf{R}_k = \sigma_k^{(R)2} I$, размером $M^2 \times M^2$. Причем, матрицы \mathbf{H}_k , \mathbf{F}_k , \mathbf{R}_k и \mathbf{Q}_k , определяющие систему пространства состояний, считаются известными [41].

Автокорреляционная матрица может быть выбрана в качестве единичной матрицы, если не даны априорные данные об аддитивном шуме. Такой выбор соответствует предположению о том, что шум является белым, что обычно имеет место для многих проблем восстановления, включая приложения со сверхразрешением.

$$E\{EE^T\} = \begin{bmatrix} R_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & R_k \end{bmatrix}^{-1} = R^{-1}, \quad (17)$$

где мы определили автокорреляцию гауссовского случайного вектора.

Имея (16) и (17) в классической форме, можно решить проблему фильтрации, поскольку аддитивный шум равен гауссовскому случайному процессу с нулевой автокорреляционной матрицей, выполняя несколько алгебраических преобразований, получаем, что оценка максимального правдоподобия сводится к оценке взвешенных наименьших квадратов вида

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmax}} \mathbf{x}_k \left(\frac{y}{x} \right) = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmax}} \{[\mathbf{y}_k - \mathbf{H}\mathbf{x}]^T R [\mathbf{y}_k - \mathbf{H}\mathbf{x}]\} \quad (18)$$

$$\theta \hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{x}_k, \quad (19)$$

где

$$\begin{aligned} \theta &= \mathbf{H}^T \mathbf{R} \mathbf{H} = \sum_{k=1}^N \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k \mathbf{H}_k, \\ \mathbf{x}_k &= \mathbf{H}^T \mathbf{R} \mathbf{y} = \sum_{k=1}^N \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k \mathbf{y}_k. \end{aligned} \quad (20)$$

Таким образом, мы получаем изображение с высоким разрешением.

Заключение

Применяя блочную форму фильтра Калмана можно решить проблему реконструкции изображений при наличии затенения объектов, возникновения пораженных участков изображений и аномальных наблюдений, приводя изображения с низким разрешением (16) к виду (17), при условии аддитивности шума.

References:

1. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics. 1979. Vol. SMC-9. № 1.
2. Kuzmin SA. Sravnitelnoe issledovanie sposobov ochenki fona v videoposledovatelostyax // Journ. radioelektroniki. 2012. № 3. 15 s. <http://jre.cplire.ru/alt/mar12/12/text.pdf>.
3. T. Ko, S. Soatto, D. Estrin, "Background Subtraction on Distributions," ECCV '08. Proceedings of the 10th European Conference on Computer Vision: Part III, 2008. <http://vision.ucla.edu/papers/koSE08.pdf>.
4. Salimzibarov R., Razumkov A., Korobkov A. Adaptivniy metod videleniya dvijushixsya obektov. Proc. GraphiCon, 2010.
5. J. Sun, W. Zhang, X. Tang, H.-Y. Shum, "Background Cut," ECCV Proceedings, Berlin, 2006. <http://bjhd.org/papers/PR/ECCV/ECCV2006/papers/3952/39520628.pdf>.
6. Gosales R., Woods R. Cifrovayz obrabotka izobrajeniy // Per. S angl.- Moskva.-Texnosfera. – 2006. —1072 s.
7. Alpatov B.A., Bloxin A.N. Modeli I algoritmy obnaruzheniya b vydeleniya dvijushixsya fragmentov izobrajeniy // Avtometriya.– 1995.– № 4.– s. 100 – 104.
8. Navon E. Color image segmentation based on adaptive local thresholds / E. Navon, O. Miller, A. Averbuch // Image and Vision Computing. – 2012. – № 23. – pp. 69–85.
9. O’Gorman L. Binarization and multithresholding of document images using connectivity // CVGIP: Graphical Models and Image Processing. – 2004. – Vol. 5, № 6. – pp. 494–506.
10. Yang Y. An adaptive logical method for binarization of degraded document images / Y. Yang, H. Yan // Pattern Recognition. – 2010. – Vol. 33. – pp. 787–807.
11. David Fircite, Jan Pons. Komputernoe zrenie. Sovremenniy podhod - Computer Vision: A Modern Approach. —M.: «Wiliams», 2004. — 928 s.
12. L.Shapiro, Dj. Stokman. Komputernoe zrenie. - Computer Vision. — M.: Binom. Laboratoriya znaniy, 2006. — 752 s.
13. Vizilter Yu.V., Jeltov S.Yu., Bondarenko A.V., Osokov A.V., Morjin A.V. Obrabotka I analiz izobrajeniy v zadachah mashinnogo zreniya. –M.:Fizmatkniga, 2010. — 672 s.
14. Perona P., Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.,vol.12, no.5, 1990, pp. 629-639.
15. Tomasi C., Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images // Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision, 1998,

- pp. 839-846.
16. Overton K., Weymouth T. A noise reducing preprocessing algorithm // Proc. IEEE Computer Science Conf. Pattern Recognition and Image Processing, Chicago, IL, 1979, pp. 498-507.
 17. Fisenko V.T., Fisenko T.JU., Komp'juternaja obrabotka i raspoznavanie izobrazhenij: ucheb. posobie. - SPb: SPbGU ITMO, 2008. — 192 s.18.
 18. Jane B. Cifrovaja obrabotka izobrazhenij / Perv. s angl. — M.: Tehnosfera, 2007. — 583 s.
 19. Deriche R. Optimal edge detection using recursive filtering // Proc. 1st Int. Conf. Computer Vision. 1987. pp. 501–505.
 20. Gruzman I.S. Cifrovaja obrabotka izobrazhenij v informacionnyh sistemah / I.S.Gruzman, V.S.Kirichuk, V.P.Kosyh, G.I.Peretjagin. – Novosibirsk: Izd-vo NGTU, 2000. —168 s.
 21. Buhtojarov S.S., Priorov A.L., Apalkov I.V., Hrjashhev V.V. Primenenie pereklyuchajushhihsja mediannyh filtrov dlja vosstanovlenija zashumlennyh izobrazhenij // Voprosy radioelektroniki: serija obshhetehnicheskaja. 2006. Vyp. 2. s. 137-147.
 22. Xiaowei H., Junsheng L., Yanping L., Xinhe X. A selective and adaptive image filtering approach based on impulse noise detection // Fifth World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA 2004). 2004. V. 5, p. 4156 - 4159.
 23. Huang T.S. Bystrye algoritmy v cifrovoj obrabotke izobrazhenij: preobrazovanija i mediannye filtry. –M.: Radio i svjaz', 1984. — 224 c.
 24. Youngjoo Kim&Hyochoong Bang. Introduction to Kalman Filter and Its Applications.// Intech Open. Published: November 2018. <https://www.intechopen.com/books/introduction-and-implementations-of-the-kalman-filter/introduction-to-kalman-filter-and-its-applications>.
 25. C. Chui and Chen Guanrong. Kalman Filtering with Real-Time Applications. Fifth edition (e-Book). Springer Series in Information Sciences. 2017, P. 245.
 26. Sergienko A. B. Algoritmy adaptivnoj filtracii: osobennosti realizacii v Matlab.// Matematika v prilozhenijah 2003, №1(1) s. 18-28.
 27. K. N. Plataniotis, D. Androustos, and A. N. Venetsanopoulos. Color Image Processing aUsing Adaptive Vector Directional Filters. IEEE Transactions on Circuits and Systems—II: Analog and Digital Signal Processing, Vol. 45, No. 10, October 1998. Pp.1414-1419.
 28. Super-resolution image reconstruction: a technical overview / Sung Cheol Park [и др.] // Signal Processing Magazine, IEEE, 2003. – T. 20, №. 3. –C. 21–36.
 29. Elad M. Super-resolution reconstruction of continuous image sequences / M. Elad, A. Feuer // International Conference on Image Processing (ICIP 99), 1999. – T. 3. – C. 459–463.
 30. Ivankov A.JU., Sirota A.A. Blochnye algoritmy obrabotki izobrazhenij na osnove fil'tra Kalmana v zadache postroenija sverhrazreshenija // Komp'juternaja optika. 2014. 38, №1. S. 118-126.
 31. Vorapoj Patanavijit. Super Resolution and Future Research Direction // AU J.T. 2009. 12 №3. P. 149-163.
 32. Callico G.M., Nunez A., Liopis R.P., Sethuraman R. Low cost and real-time super-resolution over a video encoder IP. 2003. Proc. 4th Int. Symp on Quality Electronic Design (ISQED'03), San Jose, CA, USA, 24-26 March 2003. pp. 79-84. IEEE Computer Society, Washington, DC. USA.
 33. Chen Hua-Mei, Lee.S., Rao.R.M., Slamani, Mohamed-Adel, Varshney P.K. Imaging for concealed weapon detection: a tutorial overview of development in imaging sensors and processing. 2005. IEEE signal Process. Mag. 22(2), pp. 52-61.
 34. Zibetti, M.V.W., Mayer, J. 2005. Simultaneous super – resolution for video sequences. Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing (ICIP'05), Genova, Italy, 11-14 September 2005, vol. 1. Pp. 877-880. IEEE Signal Processing Society, Piscataway, NJ, USA.
 35. Davydovskij A.G., Lihachevskij D.V., Dik S.K., JAshin K.D., Varlamova L.P., Tazhiev ZH.A. Problemy primenenija bespilotnyh letatel'nyh apparatov v obespechenii obshhestvennoj, promyshlennoj i jekologicheskoj bezopasnosti/ // Big Data and advanced Analytics. 2019g = BIG DATA i analiz vysokogo urovnja : sb. materialov V Mezhdunar. nauch.-prakt. konf. (Respublika Belarus', Minsk, 13–14 marta 2019 goda). V 2 ch. CH. 2. Str. 305-320.
 36. Borman S. 2004. Topics in multiframe superresolution restoration. Doctoral Dissertation. Department of Electrical Engineering, University of Notre Dame, Notre Dame , IN, USA.
 37. Park S.C., Park M.K., Kang M.G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview. IEEE Signal Processing Magazine 2003, 20(3). pp.21-36.
 38. Stiller C., Conrad J. Estimating motion in image sequences. IEEE Signal Processing Magazine 1999, 16(4). pp.70-91.
 39. Vasil'ev K.K., Krashennnikov V.R. Statisticheskij analiz posledovatel'nostej izobrazhenij. Monografija – M.: Radiotekhnika, 2017. – 248 s.
 40. Stuart Citrin, Mahmood R. Azimi-Sadjadi. A Full-Plane Block Kalman Filter for Image Restoration// IEEE Transactions on Image Processing, VOL. I, No4, October 1992.
 41. Elad Michael, Feuer Arie. Restoration of a Single Superresolution Image from Several Blurred, Noisy, and Undersampled Measured Images // IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 6, No. 12, December 1997. Pp 1646-1658.