

УДК 621.3

В.Г. КОЛОБРОДОВ, д-р техн. наук

(Нац. техн. ун-т України «Киевский политехнический институт»),

Н.И. ЛИХОЛИТ, д-р техн. наук, **В.М. ТЯГУР**, канд. техн. наук, **Е.В. ХАРИТОНЕНКО**, инж.

(КП спец. приборостроения «Арсенал», г. Киев)

МЕТОДЫ ПОВЫШЕНИЯ ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗРЕШЕНИЯ ТЕПЛОВИЗИОННЫХ КАМЕР С МАТРИЧНЫМИ ПРИЕМНИКАМИ ИЗЛУЧЕНИЯ

Рассмотрен процесс повышения пространственного разрешения тепловизионных камер без изменения размеров и количества детекторов матричного приемника излучения. Произведен анализ линейных и нелинейных методов цифровой обработки изображений и методов субпиксельной обработки для восстановления изображений более высокого разрешения из снимков низкого разрешения, полученных микросканированием. Сделаны выводы и выбран оптимальный алгоритм повышения разрешения ИК изображения.

Розглянуто процес підвищення просторової роздільної здатності тепловізійних камер без зміни розмірів і кількості детекторів матричного приймача випромінювання. Здійснено аналіз лінійних, нелінійних методів цифрової обробки зображень і методів субпиксельної обробки для відновлення зображень із більш високою роздільною здатністю з використанням знімків із низькою роздільною здатністю, які отримано мікроскануванням. Зроблено висновки й обрано оптимальний алгоритм підвищення роздільної здатності ІЧ зображення.

Введение. Одной из основных характеристик тепловизионных камер является пространственная разрешающая способность, которая в основном определяется количеством и размером элементов приемника излучения [1, 2]. Однако уменьшение размера пикселей вместе с увеличением их количества ограничено технологическими факторами и связано с проблемами функционирования и обработки [3]. Использование методов цифровой обработки предоставляет дополнительную возможность повышения пространственного разрешения тепловизоров при заданных размерах пикселя и размерах матрицы [4].

Методы повышения разрешения изображений можно условно разделить на линейные и нелинейные методы и методы суперразрешения [5]. Хотя в современной научной литературе данной теме уделено значительное внимание, благодаря стремительному развитию области цифровой обработки и появлению большого количества усовершенствованных

методов возникает необходимость их анализа и систематизации [6, 7, 8].

Постановка задачи. Целью данной статьи является рассмотрение процесса повышения разрешения изображений существующими методами цифровой обработки, их анализ, систематизация, а также выбор оптимального алгоритма для применения в тепловизионных камерах с матричными приемниками излучения.

Линейные методы повышения разрешения изображений. Простейшим методом повышения разрешения изображений является интерполяция [5]. При интерполяции изображение представляется в виде функции, где пиксели изображения — точки, в которых значения функции известны. Интерполяция — нахождение промежуточных значений по дискретному набору известных значений. Точное восстановление информации путем интерполяции невозможно. Методы интерполяции основаны на использовании свертки изображения и ядер разных типов.

© В.Г. КОЛОБРОДОВ, Н.И. ЛИХОЛИТ, В.М. ТЯГУР, Е.В. ХАРИТОНЕНКО, 2014

При решении задачи повышения разрешения цифровых изображений требуется не построение непрерывного изображения, а переход с более грубой сетки на более мелкую сетку [5]. Такой процесс называют ресамплингом изображений, а коэффициент отношения шага крупной сетки к шагу мелкой — коэффициентом повышения разрешения изображения.

Самым простым и самым быстрым линейным методом интерполяции является метод «ближайшего соседа», который заключается в растяжении пикселей. В случае ресамплинга с целым коэффициентом увеличения он представляет собой простое повторение пикселей изображения. Недостатком применения данного метода является ярко выраженный эффект ступенчатости. Восстановленная функция становится более гладкой, если вместо ступенек соединять точки прямыми. Так осуществляется линейная интерполяция первого порядка. Билинейной называется линейная интерполяция первого порядка в двумерном случае. В результате применения такого метода интерполяции появляется неярко выраженные эффекты ступенчатости и размытия изображения. На рис. 1 представлены результаты применения интерполяции методом «ближайшего соседа» и линейной интерполяции первого порядка к одномерному сигналу.

Функцию также можно аппроксимировать с помощью кубических сплайнов. Этот метод наиболее широко используется в программах обработки изображений из-за хорошего баланса между эффектами размытия, алиасинга и оконтуривания краев. В двумерном случае метод называют бикубической интерполяцией. Также для интерполяции используют функцию Гаусса и другие.

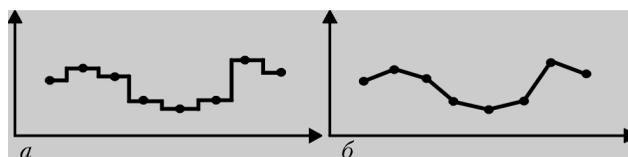


Рис. 1. Применение интерполяции методом «ближайшего соседа» (а) и линейной интерполяции первого порядка (б) к одномерному сигналу [5]

Наиболее распространенные негативные эффекты, возникающие при повышении разрешения изображений, связаны с искажением высокочастотной информации. Такими эффектами являются размытие, алиасинг (ступенчатость контуров) и эффект Гиббса, их влияние на изображение иллюстрирует рис. 2. В задачах обработки изображений эффект Гиббса проявляется как эффект ложного оконтуривания, проявляющийся в виде ореолов возле резких контуров.

Любой линейный метод интерполяции представляет собой баланс между данными тремя эффектами. Пример распределения эффектов при применении разных типов интерполяции представлен на рис. 3. Для подавления таких эффектов при повышении разрешения изображений применяются методы их постобработки.

Нелинейные методы повышения разрешения изображений. Избавиться от недостатков линейных методов интерполяции можно с помощью адаптивных нелинейных методов, для которых ядро задается отдельно для каждого интерполируемого пикселя и зависит от значений пикселей интерполируемого изображения. Примером нелинейных методов является класс градиентных методов. Градиентные алгоритмы позволяют достичь лучших результатов при интерполяции вдоль контуров деталей изображения путем использования разных ядер вдоль и поперек границ (например, ис-

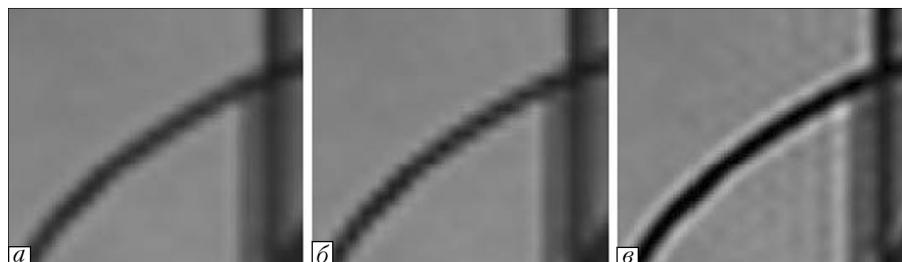


Рис. 2. Влияние размытия (а), алиасинга (б) и эффекта Гиббса (в) на изображение [5]

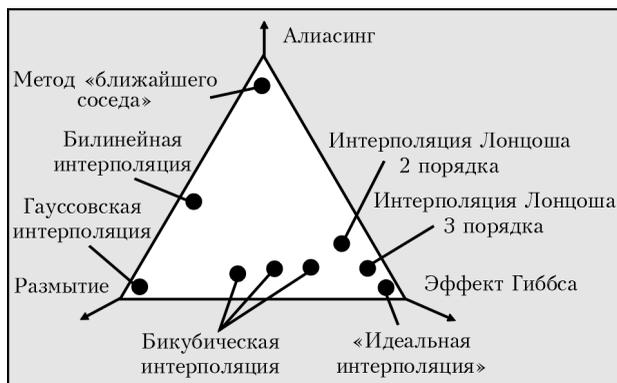


Рис. 3. Пример распределения эффектов при применении разных типов интерполяции [5]

пользование функции Гаусса с переменными радиусами по разным направлениям). Ядро в точке контура при данной интерполяции изображено на рис. 4. В целом результат получается близким к результату бикубической интерполяции, но эффект алиасинга оказывается практически полностью подавленным.

Другой метод, основанный на использовании градиента, — метод искаженного расстояния WADI (Warped Distance). В нем значение интерполируемого пикселя представляет собой взвешенную сумму значений четырех ближайших пикселей, а веса выбираются в зависимости от расстояния до этих пикселей и модуля производной в этих пикселях (чем больше производная, тем меньше весовые коэффициенты). Алгоритм новой интерполяции, направленной по контурам NEDI (New Edge-Directed Interpolation), применяется для увеличения изображения только в 2 раза и использует предположение о подобии фрагментов изображения высокого разрешения и соответствующих им фрагментов изображения низкого разрешения. Значения интерполируе-

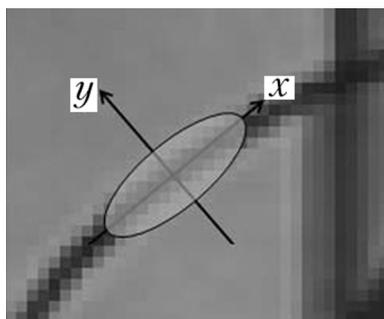


Рис. 4. Пример ядра в точке контура при интерполяции градиентным методом [5]

мых пикселей представляют собой взвешенную сумму четырех соседних пикселей. При этом веса вычисляются в предположении, что исходное изображение было получено с теми же весами путем увеличения уменьшенного в 2 раза исходного изображения. Данный метод хорошо справляется с контурами. К нему также близок класс фрактальных алгоритмов, в основе которых лежит свойство самоподобия целых блоков изображения [5].

Суперразрешение. Суперразрешение — это построение изображения высокого разрешения (ВР) по нескольким слабо отличающимся изображениям объекта. Основная идея заключается в использовании субпиксельных сдвигов снимаемого объекта для комбинации информации с нескольких изображений низкого разрешения (НР). В литературе для обозначения процесса получения сдвинутых изображений НР для последующего восстановления изображения ВР субпиксельной обработкой употребляют термин «микросканирование» [3]. Использование микросканирования позволило улучшить пространственную разрешающую способность некоторых тепловизионных камер третьего поколения (например, Catherine XP, courtesy of Thales Optronique) [9].

Пиксели имеют конечный размер, поэтому сигнал пикселя соответствует не значению яркости объекта в конкретной точке на реальном изображении, а является усреднением по некоторой окрестности точки. При смещении изображения объекта на часть пикселя в разных кадрах усреднение производится по разным окрестностям (рис. 5).

На рис. 6 упрощенно представлен процесс повышения разрешения в простейшем случае с использованием четырех кадров, сдвинутых на расстояние, равное половине пикселя по двум осям.

Чтобы оценить значения пикселей изображения ВР, необходима информация о значениях интенсивности на граничной области, захватываемой кадром НР при его субпиксельном сдвиге относительно начального положения.

Если принять значение сигналов от областей, обозначенных штриховкой на рис. 6,

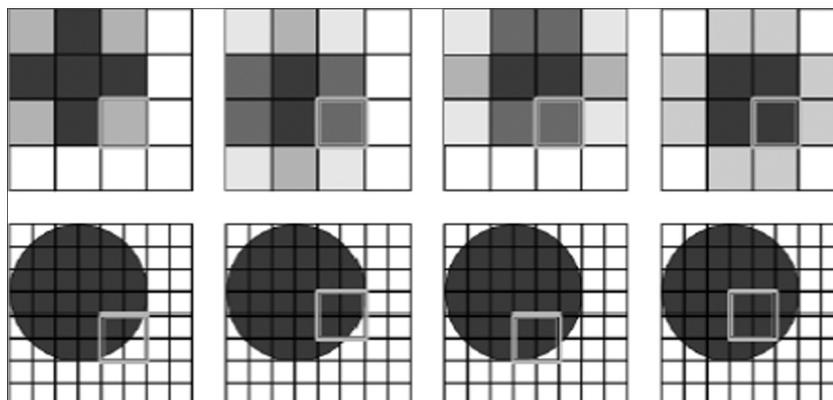


Рис. 5. Соответствие между пикселями изображений НР (вверху) и изображения ВР (внизу) [10]

равными нулю, в этом случае согласно рис. 6, *д* значение x_4 будет равняться значению пикселя НР y_4 . Согласно рис. 6, *е* сумма значений x_3 и x_4 равна y_3 , а согласно рис. 6, *г* сумма пикселей x_2 и x_4 равна y_2 . Таким образом находятся значения x_3 и x_2 , а значение x_1 рассчитывается вычитанием из значения пикселя НР y_1 известных значений пикселей ВР x_2 , x_3 и x_4 . Таким образом, без наличия некоторой начальной информации, даже в простейшем случае восстановление изображения ВР является математически некорректной задачей [11].

Существует два типа методов супер разрешения: методы на основе обучения и методы на основе восстановления изображения [12]. Первые используют одно изображение НР и обновляемую базу данных, вторые — несколько изображений НР. Методы на основе обучения перспективны, однако не являются универсальными и не применяются для восстановления инфракрасных изображений.

Методы на основе восстановления изображений ВР условно можно разделить на несколько основных групп:

- частотные методы (простые и вычислительно эффективные, однако чувствительные к шуму и ошибкам моделирования);
- пространственные методы (итерационные и неитерационные, обычно вычислительно сложные);
- методы с регуляризацией (рассмотрены ниже);
- методы на основе вейвлет-преобразований (являются многообещающими для быстрой интерполяции при неравномерной сетке

выборки, но при этом сложны для реализации).

В общем случае субпиксельная обработка сводится к задаче минимизации отклонения восстановленного изображения от реального изображения. Для оценки несовпадения восстановленного и реального изображений используют норму вектора — числовую характеристику отклонения вектора от нуля. Абсолютная (L_1 -норма) и Евклидова (L_2 -норма) нормы вектора x соответственно определяются выражениями [13]:

$$\|x\|_1 \equiv \sum_{j=1}^n |x_j|, \quad \|x\|_2 \equiv \left(\sum_{j=1}^n |x_j|^2 \right)^{\frac{1}{2}}.$$

Если используется минимизация нормы вектора в пространстве L_1 , в результате обработки значение каждого пикселя ВР является средним значением соответствующих пикселей кадров НР, а значения весовых коэффициентов намного выше возле значения медианы измерений. В то же время при применении нормы вектора в пространстве L_2 , значения весовых коэффициентов распределены

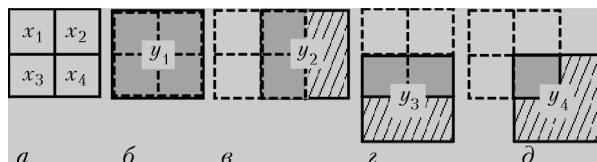


Рис. 6. Простейший случай суперразрешения [11]: (а) изображение ВР, состоящее из 4 пикселей, обозначенных x_i , где i — номер пикселя; (б)–(д) изображения НР, состоящие из одного пикселя, каждое из которых получено при субпиксельном сдвиге камеры. Пиксель изображения НР обозначен y_j , где j — номер кадра при микросканировании

более равномерно [10], а значение сигнала пикселя является средним арифметическим значений соответствующих пикселей кадров НР.

Применение регуляризации при повышении разрешения изображений. Широкий класс методов интерполяции представляет задачу повышения разрешения изображений как обратную задачу: построить такое изображение ВР, которое после уменьшения даст известное изображение НР. Такой подход позволяет использовать методы теории решения обратных задач. При этом решаются уравнения с применением итерационных методов.

Постановка обратной задачи широко используется в методах суперразрешения. В таком случае обратная задача формулируется следующим образом: необходимо найти такое изображение ВР, которое, будучи уменьшенным с учетом сдвигов, даст исходные изображения. Такая задача является некорректно поставленной из-за наличия нескольких решений системы. Один из способов решения некорректной задачи — применение регуляризующих методов. Регуляризация, основываясь на использовании априорной информации об изображении и, используя дополнительные ограничения, позволяет свести некорректно поставленную задачу к корректно поставленной. В общем случае при регуляризации задаются два функционала: функционал соответствия изображения ВР изображению НР и функционал соответствия изображения ВР априорной информации — стабилизатор. Параметр регуляризации контролирует баланс между соответствием изображению НР и априорной информации.

Методы регуляризации определяются:

- выбором норм пространства и стабилизатора (наиболее распространенные: Тихонова, полной вариации и двунаправленный полной вариации);
- выбором параметра регуляризации;
- выбором метода минимизации функционалов (например, итерационный субградиентный метод).

Для повышения разрешения изображений, исходя из априорной информации о типе шума на изображении, выбирают нормы L_1 (в

случае импульсного шума) и L_2 (при распределении шума, близкого к гауссовскому).

Одним из простейших методов регуляризации является регуляризация Тихонова. При этой регуляризации удаляются зашумленные и граничные пиксели, которые содержат высокочастотную информацию, поэтому изображение не содержит резких границ [10].

Один из наиболее эффективных методов регуляризации для удаления шума и размытия — метод полной вариации (Total Variation — TV) [12]. Критерий полной вариации контролирует общее количество изменений в изображении. Его наиболее полезное свойство — сохранение границ объектов на изображении.

Также для удаления шума из изображения с сохранением границ объектов используется двунаправленный фильтр (Bilateral Filter) [10]. В отличие от традиционных фильтров такой фильтр определяет близость двух пикселей, основываясь не только на геометрическом расстоянии, но и на фотометрическом расстоянии. Использование двунаправленного фильтра позволяет избавиться от шумов, связанных с искажением высокочастотной информации, в частности, с эффектом Гиббса.

На основе метода полной вариации и двунаправленного фильтра был разработан устойчивый и вычислительно эффективный двунаправленный метод полной вариации (Bilateral Total Variation — BTV) [12]. Данный метод регуляризации является надежным и вычислительно эффективным обобщением других известных методов регуляризации.

Проанализируем влияние методов регуляризации на пиксель, окруженный пикселями с отличающейся интенсивностью. Метод полной вариации считает его шумовым компонентом и использует значение непосредственно соседних элементов для оценки исходного значения. Двунаправленный метод полной вариации принимает во внимание большее количество соседних элементов и, переходя через непосредственно соседние пиксели, также учитывает величину аналогичных по значению пикселей. В таком случае размытость намного меньше.



Рис. 7. Результаты эксперимента [10]: *a* — один из 8 кадров НР; *б* — результат применения кубической сплайн-интерполяции; *в* — результат применения минимизации нормы L_2 и регуляризации Тихонова; *г* — результат применения минимизации нормы L_1 и регуляризации по двунаправленному методу полной вариации

Таким образом, регуляризация по двунаправленному методу полной вариации сохраняет резкие контуры и мелкие детали, в то время как остальные методы с увеличением количества итераций обеспечивают все большую размытость изображения, то есть удаляют точечные объекты и малоразмерные объекты [14]. Данный метод регуляризации является надежным и вычислительно эффективным обобщением рассмотренных выше методов регуляризации.

Пример восстановления изображения ВР. Чтобы учесть особенности обработки ИК изображений, рассмотрим один из восьми кадров НР (64×64 пикселя), сделанных тепловизионной камерой (получены группой исследователей систем FLIR, лаборатория Врайта, Огайо, США) и восстановленные разными методами изображения ВР размером 256×256 пикселей (рис. 7). Из рис. 5, б видно, что кубическая сплайн-интерполяция улучшает зрительное

восприятие ИК изображения, но при этом значительно размывает изображение.

Данный метод не эффективен, если возникает необходимость различать мелкие объекты на изображении [15]. Значительное улучшение качества наблюдается на рис. 7, в, поскольку регуляризация Тихонова с оптимальным подбором параметров уменьшает размытость изображения. Применение минимизации нормы L_1 и регуляризации по двунаправленному методу полной вариации дает оптимальный эффект без сглаживания контуров объектов, несмотря на то, что шум моделируется законом Гаусса (рис. 7, г). Данный алгоритм оптимален для восстановления изображения ВР при суперразрешении инфракрасных снимков. Кроме того, его применение, с нашей точки зрения, является актуальным при работе тепловизионных приборов из-за большого количества мелких деталей в инфракрасных изображениях.

Выводы

Простейшие методы повышения разрешения изображений, например, интерполяция, могут применяться для повышения разрешения, но они не вносят в изображение новой информации. При суперразрешении используется информация сразу с нескольких изображений, что позволяет вносить в результирующее изображение ВР больше полезной информации. Суперразрешение позволяет увеличить пространственное разрешение изображений как в видимом, так и в инфракрасном спектральных диапазонах.

Для применения в тепловизионных системах с возможностью съемки нескольких кадров с субпиксельным смещением, с нашей точки зрения, оптимальным является применение минимизации нормы L_1 с использованием регуляризации по двунаправленному методу полной вариации. Данный алгоритм позволяет восстановить инфракрасные изображения ВР при высоких требованиях к их качеству. Кроме того, такой тип обработки учитывает особенности получаемых изображений (сохраняет изображения мелких объектов, контуры объектов), является стойким к погрешностям моделирования, эффективен при наличии разных типов распределения шума на изображениях, нечувствителен к неконтролируемым субпиксельным смещениям.

Дальнейшие исследования целесообразно направить на разработку алгоритмов обработки изображений в конкретных тепловизорах с использованием микросканирования. ➤

Список литературы

1. *Кораблин В.С.* Системы управления огнем современных танков и боевых машин пехоты // Зарубежное военное обозрение. — 2009. — № 5/6. — С. 37–40.
2. *Shen Huanfeng, Ng Michael K., Li Pingxiang, Zhang Liangpei.* Super-Resolution Reconstruction Algorithm To MODIS Remote Sensing Images // Comput. J. (52): 90-100. — 2009. — P. 11.
3. *Блажевич С.В., Винтаев В.Н., Ушакова Н.Н.* Синтез космического изображения с улучшенной разрешающей способностью на основе субпиксельного сканирования // Соврем. проблемы дистан. зондирования Земли из космоса. — 2010. — Т. 7. — № 2. — С. 9–13.
4. *Chrzanoski K.* Testing thermal imagers. practical guidebook. — Warsaw. — Military University of Technology, 2010. — 164 с.
5. *Крылов А.С., Насонов А.В.* Компьютерное повышение разрешения изображений с использованием методов математической физики. — М.: МГУ им. М.В. Ломоносова, 2011. — 72 с.
6. *Alam M.S., Bognar J.G., Hardie R.C., Yasuda B.J.* Infrared image registration and high resolution reconstruction using multiple translationally shifted aliased video frames // IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement. — 2000. — Vol. 49. — P. 915–923.
7. *Tony F. Chan, Michael K. Ng, Andy C. Yau, Andy M. Yip* superresolution image reconstruction using fast inpainting algorithms // Applied and Computational Harmonic Anal. — 2007. — Vol. 23. — Issue 1. — Special Issue on Mathematical Imaging. — P. 3–24.
8. *Lee Eun Sil, Kang Moon Gi.* Regularized adaptive high-resolution image reconstruction considering inaccurate subpixel registration // IP (12). — 2003. — № 7. — P. 826–837.
9. *Cocle O.* QWIP compact thermal imager: Catherine-XP and its evolutions // SPIE Defence & Security. — 2007. — [6542-127]. — P. 112–123.
10. *Farsiu S.* A fast and robust framework for image fusion and enhancement. — Ph.D. dissertation, Electrical Engineering, UC Santa Cruz. — 2005. — December. — P. 42–84.
11. *Farsiu S., Elad M., Milanfar P.* Multi-frame demosaicing and super-resolution from under-sampled color images // Proc. of the 2004 IS&T/SPIE Symp. on Electronic Imaging. — Jan. 2004. — Vol. 5299. — P. 222–233.
12. *Farsiu S., Robinson D., Elad M., Milanfar P.* Robust shift and add approach to superresolution // Proc. SPIE Conf. Applications of Digital Signal and Image Processing, San Diego, CA. — Aug. 2003. — P. 121–130.
13. *Цехан О.Б.* Матричный анализ Гродненский государственный университет им. Я. Купалы. — 2010. — 372 с.
14. *Kim S., Su W.* Recursive high-resolution reconstruction of blurred multiframe images // IEEE Trans. on Image Proc. 2. — 1993. — P. 534–539.
15. *Bose N., Kim, H.H.* Valenzuela recursive total least squares algorithm for image reconstruction from noisy under sampled frames // Multidimensional Systems and Signal Processing. — 1993. № 4. — P. 253–268.