

Комплексирование данных дистанционного зондирования Земли с повышением разрешения при наличии искажений в составе сцены

А.М. Белов¹, А.Ю. Денисова¹

¹Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

Аннотация. Данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ), получаемые различными сенсорами, как правило, отличаются не только пространственным и спектральным разрешением, но и временем регистрации изображений. Изменение условий наблюдения приводит к искажениям яркости, часть из которых компенсируется с помощью атмосферной коррекции, за исключением искажений в составе сцены (ИСС). ИСС образуются из-за перекрытия части сцены непрозрачным объектом (например, кучевым облаком) или попаданием части снимка в зону тени некоторого объекта. Существующие методы комплексирования данных ДЗЗ с повышением пространственного и спектрального разрешения исходят из предположения, что в анализируемых снимках ИСС отсутствуют. Таким образом, вопрос о потенциальной продуктивности использования наборов данных, содержащих снимки с ИСС остаётся открытым. В настоящей статье предлагается алгоритм комплексирования данных ДЗЗ с повышением спектрального и пространственного разрешения с учётом ИСС при условии, что маски ИСС известны, и исследуется достижимое улучшение качества результирующего представления изображения для различных комбинаций снимков с ИСС и без них. В результате экспериментальных исследований алгоритма на различных наборах модельных данных был сделан вывод, что в среднем использование большего набора данных, включая изображения с ИСС, снижает ошибки восстановления изображения с повышением разрешения на 2-4%, если в наборе содержится малое количество снимков без ИСС (от 2-6). При большем количестве снимков без ИСС величина коррекции ошибки восстановления не превосходит 1%, поэтому возможно использование только данных без ИСС. В случае, если все изображения набора содержат ИСС, получаемый предлагаемым алгоритмом результат также предоставляет возможность выполнения восстановления изображения с повышением разрешения, что невозможно сделать алгоритмами, не учитывающими ИСС.

1. Введение

Комплексирование данных дистанционного зондирования земли (ДЗЗ) в целях повышения разрешения является интенсивно развивающейся областью обработки данных ДЗЗ [1-7]. Целью комплексирования является получение изображений с более высоким пространственным и/или спектральным разрешением, чем исходные сопоставляемые данные. Известные в настоящий момент методы предъявляют достаточно высокие требования к исходным данным, в частности, использование как можно большего количества изображений и отсутствие в изображениях

искажений в составе сцены (ИСС) [8]. В настоящей статье под ИСС понимаются существенные локальные изменения яркости сцены, связанные с перекрытием части сцены непрозрачными объектами (например, облаками) или с действием физических явлений (например, попадание части сцены в зону тени от облака или некоторого высокого объекта).

Выдвигаемые требования к данным ДЗЗ весьма противоречивы, поскольку во многих случаях увеличение количества снимков возможно только за счёт использования разновременных данных, содержащих в том числе изображения с ИСС. Например, для изображений ДЗЗ, получаемых в оптическом диапазоне, в качестве самых распространённых ИСС выступают облачность и тени от облаков, поэтому для ряда регионов использование методов повышения разрешения будет затруднено из-за недостатка полностью безоблачных снимков. Таким образом, вопрос потенциальной продуктивности использования наборов данных, содержащих снимки с ИСС, при комплексировании данных ДЗЗ с повышением разрешения является актуальным и представляет интерес для исследования.

В настоящей статье предлагается алгоритм комплексирования данных ДЗЗ с повышением спектрального и пространственного разрешения при наличии ИСС на исходных изображениях. Алгоритм является обобщением ранее предложенного авторами алгоритма для повышения разрешения изображений ДЗЗ с различными параметрами пространственной и спектральной дискретизации на случай присутствия ИСС во входных данных [7]. Предлагаемый алгоритм сохраняет универсальность относительно спектрального и пространственного разрешения и позволяет производить восстановление изображения с повышением разрешения даже при наличии на части изображений входного набора ИСС.

Оценка влияния ИСС на результат комплексирования с повышением разрешения с помощью предложенного алгоритма производилась путём моделирования наборов данных двух систем ДЗЗ с различными параметрами пространственной и спектральной дискретизации. В качестве моделируемых ИСС рассматривались облачность и тени от облаков, как наиболее распространённые ИСС для съёмки в оптическом диапазоне. В результате экспериментов оценивалась достижимая погрешность восстановления эталонного изображения сцены (для случая когда, маски ИСС известны идеально) в зависимости от количества изображений с ИСС и при различных уровнях шума на изображениях.

2. Алгоритм комплексирования данных ДЗЗ с повышением разрешения при наличии ИСС

2.1. Исходная модель наблюдения

Пусть имеется идеальное дискретное представление наблюдаемой сцены (изображение высокого разрешения) X в L спектральных каналах $X = (X_1, \dots, X_\lambda, \dots, X_L)$, определенных для диапазонов длин волн $[\zeta_1(\lambda), \zeta_2(\lambda)]$ таких что, их объединение соответствует полному наблюдаемому диапазону спектра $\bigcup_{\lambda=1}^L [\zeta_1(\lambda), \zeta_2(\lambda)] = [u_{\min}, u_{\max}]$. Без ограничения общности положим, что изображение X определено для равномерной дискретной сетки координат m_1, m_2 с шагом дискретизации $T=1$, и в данной сетке координат задано эталонное расположение и размер кадра $0 \leq m_1 < M_1, 0 \leq m_2 < M_2$.

Предположим, что сцена наблюдается с помощью K различных систем ДЗЗ. Для каждой из систем наблюдение происходит в моменты времени $t_{k\xi} \in [t_{\min}, t_{\max}]$, $\xi=1, \dots, \xi_k$, где ξ_k – количество изображений $Y_{k\xi}$, полученных k -ой системой съёмки. Наблюдаемые изображения $Y_{k\xi}$, по предположению, имеют более низкое разрешение, чем X , т.е. шаг пространственной дискретизации $T_k > T$ и количество спектральных каналов $L_k < L$.

Будем считать, что идеальное изображение сцены X не меняется в течение всего периода наблюдений, но в моменты регистрации изображений $t_{k\xi}$ возможно изменение условий

наблюдения, приводящих к существенным локальным изменениям регистрируемой яркости, т.е. к образованию случайных искажений в составе сцены (ИСС). В областях ИСС, очевидно, значения яркости реально наблюдаемой сцены и ее идеального представления не совпадают, т.е. $X_{k\xi}(m_1, m_2) \neq X(m_1, m_2)$. Будем характеризовать форму и размеры ИСС, появившихся в момент времени $t_{k\xi}$ с помощью маски искажений $S_{k\xi}$ такой, что:

$$S_{k\xi}(m_1, m_2) = \begin{cases} 1, & X_{k\xi}(m_1, m_2) \neq X(m_1, m_2); \\ 0, & X_{k\xi}(m_1, m_2) = X(m_1, m_2). \end{cases} \quad (1)$$

Обратим внимание, что ИСС $S_{k\xi}$ определяются в рамках сетки пространственных координат идеального изображения X , т.е. имеют такое же пространственное разрешение.

Будем описывать связь наблюдаемых изображений и восстанавливаемого изображения высокого разрешения (ВР) с помощью спектрально-пространственной модели наблюдения, рассмотренной в [7]:

$$Y_{k\xi l} = D_k F_{k\xi} H_k \left(\sum_{\lambda=1}^L w_{kl}(\lambda) X_{k\xi \lambda} \right) + V_{k\xi l}, \quad k=1, \dots, K, \quad l=1, \dots, L_k, \quad \xi=1, \dots, \xi_k \quad (2)$$

где $w_{k\xi}(\lambda)$ – коэффициенты линейного преобразования спектральных сигнатур из эталонного L -канального представления в наблюдаемое L_k -канальное для k -ой системы, H_k – оператор, описывающий действие оптической системы, $F_{k\xi}$ – геометрическое преобразование кадра, соответствующее смещению относительно эталонного положения кадра, D_k – оператор равномерной дискретизации с усреднением по площадке $T_k \times T_k$. Все операторы H_k , $F_{k\xi}$, и D_k полагаются линейными и ограниченными $V_{k\xi l}$ представляет собой белый гауссов шум.

Для представления наблюдаемых изображений в единой системе координат идеального изображения сцены будем использовать преобразование:

$$Z_{kl} = \frac{1}{\xi_k} \sum_{\xi=1}^{\xi_k} F_{k\xi}^{-1} I_k (Y_{k\xi l}), \quad k=1, \dots, K, \quad l=1, \dots, L_k \quad (3)$$

где Z_{kl} – это l -ый канал изображения Z_k для k -ой системы, I_k – оператор пространственной интерполяции с шагом T/T_k , $F_{k\xi}^{-1}$ – геометрическое преобразование кадра к системе координат эталонного кадра. Будем полагать, что операторы I_k и $F_{k\xi}^{-1}$ также являются линейными и ограниченными. Выражения (2)-(3) определяют полную модель наблюдений.

Эквивалентный вид модели:

$$Z_k = \frac{1}{\xi_k} \sum_{\xi=1}^{\xi_k} \left[F_{k\xi}^{-1} I_k D_k F_{k\xi} H_k \Lambda_k (X_{k\xi}) + F_{k\xi}^{-1} I_k (V_{k\xi}) \right], \quad k=1, \dots, K, \quad (4)$$

где Λ_k – линейная комбинация каналов изображения X в коэффициентами $w_{kl}(\lambda)$.

2.2. Модифицированная для учёта ИСС модель наблюдения

Обозначим за $A_{k\xi} = F_{k\xi}^{-1} I_k D_k F_{k\xi} H_k$ оператор пространственных искажений в модели наблюдения (4). Тогда с учётом масок ИСС и линейности всех входящих в состав (4) операторов получим:

$$Z_k = \frac{1}{\xi_k} \sum_{\xi=1}^{\xi_k} A_{k\xi} \Lambda_k \left[(1 - S_{k\xi}) \cdot X \right] + \frac{1}{\xi_k} \sum_{\xi=1}^{\xi_k} A_{k\xi} \Lambda_k \left[S_{k\xi} \cdot X_{k\xi} \right] + \frac{1}{\xi_k} \sum_{\xi=1}^{\xi_k} F_{k\xi}^{-1} I_k (V_{k\xi}), \quad k=1, \dots, K, \quad \xi=1, \dots, \xi_k \quad (5)$$

где \cdot – операция поэлементного умножения матриц.

При отсутствии ИСС выражение (5) примет форму:

$$Z'_k = \frac{1}{\xi_k} \sum_{\xi=1}^{\xi_k} A_{k\xi} \Lambda_k \left[(1 - S_{k\xi}) \cdot X \right] + \frac{1}{\xi_k} \sum_{\xi=1}^{\xi_k} A_{k\xi} \Lambda_k \left[S_{k\xi} \cdot X \right] + \frac{1}{\xi_k} \sum_{\xi=1}^{\xi_k} F_{k\xi}^{-1} I_k (V_{k\xi}),$$

$$k = 1, \dots, K, \xi = 1, \dots, \xi_k, \quad (6)$$

Очевидно, что для восстановления изображения X не имеет смысла использовать пиксели (m_1, m_2) , на которые оказывают влияние ИСС, т.е. такие пиксели что: $Z_k(m_1, m_2) \neq Z'_k(m_1, m_2)$. Из (5) и (6) видно, что такие пиксели определяются ненулевыми слагаемыми второй суммы, что в свою очередь соответствует ненулевым значениями маски ИСС $S_{k\xi}$. Тогда, применив к маске $S_{k\xi}$ оператор пространственных искажений $A_{k\xi}$ и пороговую обработку, получим для ξ -ого кадра k -ой системы маски $\Sigma_{k\xi}$ пикселей с ИСС на наблюдаемых изображениях $Z_{k\xi}$ в системе координат восстанавливаемого идеального изображения:

$$\Sigma_{k\xi}(m_1, m_2) = \begin{cases} 1, & \text{если } |A_{k\xi} S_{k\xi}(m_1, m_2)| > 0, \\ 0, & \text{если } A_{k\xi} S_{k\xi}(m_1, m_2) = 0. \end{cases} \quad (7)$$

Тогда модифицированная модель наблюдения (4) за вычетом областей с ИСС будет иметь вид:

$$Z''_k = \Phi_k \cdot \sum_{\xi=1}^{\xi_k} (1 - \Sigma_{k\xi}) \cdot [A_{k\xi} \Lambda_k (X)] + V''_k, \quad k = 1, \dots, K, \quad (8)$$

$$V''_k = \Phi_k \cdot \sum_{\xi=1}^{\xi_k} (1 - \Sigma_{k\xi}) \cdot [F_{k\xi}^{-1} I_k V_{k\xi}]$$

где Φ_k – соответствующее усреднение шумовой компоненты, Φ_k – матрица нормирующих коэффициентов, такая что:

$$\Phi_k(m_1, m_2) = \begin{cases} 1 / \sum_{\xi=1}^{\xi_k} (1 - \Sigma_{k\xi}(m_1, m_2)), & \text{если } \prod_{\xi=1}^{\xi_k} \Sigma_{k\xi}(m_1, m_2) = 0, \\ 1, & \text{если } \prod_{\xi=1}^{\xi_k} \Sigma_{k\xi}(m_1, m_2) = 1. \end{cases} \quad (9)$$

Другими словами, в модели (8) операция усреднения по всем изображениям для k -ой системы заменена на усреднение с учётом только областей без ИСС. Полученные в результате изображения Z''_k являются приближением неизвестного изображения X с точностью до спектральной дискретизации.

2.3. Задача восстановления изображения с повышением разрешения при наличии ИСС

Для рассмотренной модели наблюдения (8) с учётом ИСС ошибка наблюдения имеет вид:

$$\varepsilon = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{L_k} \left\| \Phi_k \cdot \sum_{\xi=1}^{\xi_k} (1 - \Sigma_{k\xi}) \cdot \left[A_{k\xi} \left(\sum_{\lambda=1}^L w_{kl}(\lambda) X_\lambda \right) \right] - Z''_{kl} \right\|_1. \quad (10)$$

Тогда, задача восстановления неизвестного изображения X с повышением разрешения при наличии ИСС заключается в поиске оценки \hat{X} , минимизирующей значение ошибки моделирования. Однако минимизация выражения (10) является некорректной задачей и требует регуляризации. Аналогично работе [7], рассматривавшей случай без ИСС, применим В-TV метод регуляризации, который позволяет обеспечить инвариантность положения контуров объектов на изображении во всех спектральных каналах. В итоге, решаемая задача оптимизации будет иметь:

$$\hat{X} = \arg \min_X \left\{ \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{L_k} \left\| \Phi_k \cdot \sum_{\xi=1}^{\xi_k} (1 - \Sigma_{k\xi}) \cdot \left[A_{k\xi} \left(\sum_{\lambda=1}^L w_{kl}(\lambda) X_\lambda \right) \right] - Z''_{kl} \right\|_1 + \beta \sum_{i,j=-p}^p \alpha^{|i+j|} \|X_L - S_i^i S_j^j (X_L)\|_1 \right\}, \quad (11)$$

где $X_L = \frac{1}{L} \sum_{\lambda=1}^L X_\lambda$, S_1^i и S_2^j – операторы вертикального и горизонтального сдвига изображения на i и j пикселей соответственно, $\alpha \in [0,1]$ – весовой коэффициент В-TV фильтра, β – весовой коэффициент регуляризирующего члена.

В настоящей статье полагается, что модель наблюдения (8) задана полностью и известны маски ИСС $S_{k\xi}$. Вопрос оценки модели наблюдения с надлежащей точностью остаётся за рамками данной статьи. Что касается масок ИСС, то они могут быть заданы вручную или оценены некоторым образом, например, с помощью алгоритма [8].

2.4. Предлагаемый алгоритм повышения разрешения изображений ДЗЗ с учётом ИСС

Предлагаемый алгоритм является обобщением решения, предложенного в [7], на случай наличия ИСС во входных изображениях низкого разрешения. Модифицированный алгоритм ищет оценку неизвестного изображения путём решения задачи (11) с применением известных масок ИСС $S_{k\xi}$.

Входными данными предлагаемого алгоритма являются: набор наблюдаемых изображений $Y_{k\xi}, k=1, \dots, K, \xi=1, \dots, \xi_k$, параметры пространственной и спектральной дискретизации восстанавливаемого изображения X и маски ИСС $S_{k\xi}$ для каждого из исходных изображений с параметрами дискретизации и положения кадра, соответствующими эталонному кадру восстанавливаемого изображения X . При отсутствии ИСС маски $S_{k\xi}$ представляют собой нулевые матрицы.

Выходными данными алгоритма является оценка изображения сцены \hat{X} с требуемыми параметрами спектральной и пространственной дискретизации.

Модифицированный алгоритм включает следующие этапы:

1. Формирование среднего представления наблюдаемой сцены Z_k^n в системе пространственных координат эталонного кадра для каждой из систем формирования изображений согласно модифицированной модели наблюдения (8), которая относительно входных изображений $Y_{k\xi}, k=1, \dots, K, \xi=1, \dots, \xi_k$ записывается следующим образом:

$$Z_k^n = \Phi_k \square \sum_{\xi=1}^{\xi_k} (1 - \Sigma_{k\xi}) \left[F_{k\xi}^{-1} I_k (Y_{k\xi}) \right], k=1, \dots, K, \quad (12)$$

2. Формирование начального приближения $\hat{X}^{(0)}$ для решения задачи (11) как среднее от изображений Z_k^n по всем системам:

$$\hat{X}^{(0)} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K Q_k (Z_k^n), \quad (13)$$

где Q_k – оператор спектральной интерполяции, т.е. преобразования пикселей из L_k -канального представления для k -ой системы в L -канальное представление искомого изображения.

3. Оценка искомого изображения путём оптимизации функционала (11) методом градиентного спуска:

$$\hat{X}_v^{(n+1)} = \hat{X}_v^{(n)} - \gamma \nabla J \left(\hat{X}_v^{(n)} \right), v=1, \dots, L, \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \nabla J \left(\hat{X}_v \right) = & \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{L_k} w_{kl} (v) \Phi_k \cdot \sum_{\xi=1}^{\xi_k} (1 - \Sigma_{k\xi}) \cdot \\ & \cdot \left[H_k^T F_{k\xi}^{-1} I_k D_k F_{k\xi} \operatorname{sign} \left(\Phi_k \cdot \sum_{\xi=1}^{\xi_k} (1 - \Sigma_{k\xi}) \cdot \left[F_{k\xi}^{-1} I_k D_k F_{k\xi} H_k \left(\sum_{\lambda=1}^L w_{kl} (\lambda) \hat{X}_\lambda \right) \right] - Z_{kl}^n \right) \right] +, \\ & + \beta \sum_{i=-p}^p \sum_{j=-p}^p \frac{\alpha^{|i|+|j|}}{L} (E - S_2^{-j} S_1^{-i}) \operatorname{sign} \left(\frac{1}{L} \sum_{\lambda=1}^L (X_\lambda - S_1^i S_2^j \hat{X}_\lambda) \right), \end{aligned} \quad (15)$$

где $\nabla J(X_v^{(n)})$ – градиент оптимизируемого функционала в $X_v^{(n)}$, γ – шаг градиентного метода, E – тождественный оператор, S_1^{-i} и S_2^{-j} операторы сдвига изображения по вертикали и горизонтали на $-i$ и $-j$ пикселей, а оператор H_k^T – свёртка в обратном времени с импульсной характеристикой линейной системы, задаваемой оператором H_k .

Модифицированный алгоритм учитывает маски ИСС как на уровне начального приближения, так и на каждой итерации. В результате получаемая оценка изображения оказывается свободной от ИСС и может рассматриваться как оценка идеального изображения сцены.

Заметим, что при отсутствии ИСС рассматриваемый модифицированный алгоритм эквивалентен исходному алгоритму, так как выражения для расчёта градиента (15) и для формирования начального приближения (12) в случае нулевых масок искажений преобразуются в аналогичные выражения для исходного алгоритма. Таким образом, предлагаемый алгоритм является прямым обобщением исходного алгоритма на случай присутствия ИСС в изображениях анализируемого набора данных.

3. Экспериментальное исследование

Для оценки качества восстановления изображений при наличии ИСС с помощью предложенного алгоритма был проведён ряд экспериментов с использованием модельных изображений для двух систем ДЗЗ с различными параметрами спектральной и пространственной дискретизации.

Критерием качества оценки искомого изображения сцены без ИСС выступала среднеквадратичная ошибка (СКО):

$$\varepsilon = \sqrt{\frac{1}{LM_1M_2} \sum_{l=1}^L (X_l(m_1, m_2) - \hat{X}_l(m_1, m_2))^2}, \quad (16)$$

где X – идеальное изображение сцены, \hat{X} – восстановленное изображение.

Задачей экспериментов являлось сравнение качества восстановления изображения для наборов данных, включающих изображения как с ИСС, так и без них, с целью ответа на вопрос о потенциальной пользе учёта данных с ИСС при восстановлении изображений с повышением разрешения. В рассмотренных экспериментах маски ИСС полагались известными и были заданы с пространственной точностью восстанавливаемого изображения сцены.

3.1. Формирование исходных данных

Исходными данными для моделирования эталонного и наблюдаемых изображений сцены служили безоблачные фрагменты снимков AVIRIS [9].

Эталонное мультиспектральное представление сцены X формировалось из используемого фрагмента гиперспектрального изображения X_H путём спектральной дискретизации с гауссовой функцией спектрального отклика (ФСО) [10]:

$$W_l(u) = \delta_l^{-1} (2\pi)^{-1/2} \exp\left\{-0,5(u - u_l^0)^2 / \delta_l^2\right\}, \quad (17)$$

где u_l^0 – центральная длина волны, δ_l – радиус ФСО, определяемый по параметру FWHM (Full Width Half Maximum) [10] следующим образом:

$$\delta_l = \frac{FWHM}{2\sqrt{2\ln(2)}}. \quad (18)$$

Эталонные изображения сцены имели размер 256×256 пикселей и 16 спектральных каналов со средним значением $FWHM = 29,26$ нм в диапазоне от 462,75 до 898,99 нм. Параметры пространственной дискретизации эталонных изображений сцены совпадали с аналогичными

параметрами исходных гиперспектральных изображений. Без ограничения общности и с целью упрощения изложения, шаг дискретизации эталонного изображения был принят равным $T = 1$.

Для формирования наблюдаемых изображений $Y_{k\xi}$ без ИСС в качестве исходных данных использовался тот же гиперспектральный фрагмент снимка X_H , что и для эталонного изображения. При этом соответствующие маски ИСС $S_{k\xi}$ были равны нулю. При моделировании изображений с ИСС, в исходное гиперспектральное изображение X_H в качестве ИСС встраивались облака и их тени согласно алгоритму, рассмотренному в работе [8]. Полученное гиперспектральное изображение с ИСС $X_{Hk\xi}$ служило исходными данными для формирования наблюдаемых изображений $Y_{k\xi}$ с ИСС. При этом доля пикселей с искажениями в составе сцены составляла 10% от общего количества пикселей изображения. Далее в обоих случаях при наличии ИСС и без них, будем обозначать исходное гиперспектральное изображение, используемое для моделирования кадра снимаемого в момент времени $t_{k\xi}$ как $X_{Hk\xi}$. Тогда наблюдаемые изображения $Y_{k\xi}$ формируются из $X_{Hk\xi}$ согласно модели наблюдения (2) с помощью спектральной дискретизации с гауссовыми ФСО и в результате пространственных искажений, определяемых следующими операторами:

$$X_{k\xi}^F(m_1, m_2, l) = F_{k\xi}(X_{Hk\xi}(m_1, m_2, l)) = X_{k\xi}(m_1 + \chi_{k\xi 1}, m_2 + \chi_{k\xi 2}, l), \quad (19)$$

$$X_{k\xi}^H(m_1, m_2, l) = H_k(X_{k\xi}^F(m_1, m_2, l)) = \sum_{\tau_1, \tau_2 = -3\sigma_k}^{3\sigma_k} v(\tau_1, \tau_2) X_{k\xi}^F(m_1 - \tau_1, m_2 - \tau_2, l), \quad (20)$$

$$X_{k\xi}^{D1}(m_1, m_2, l) = D_{k1}(X_{k\xi}^H(m_1, m_2, l)) = \sum_{\tau_1 = -\lceil T_k/2 \rceil}^{\lceil T_k/2 \rceil} \sum_{\tau_2 = -\lceil T_k/2 \rceil}^{\lceil T_k/2 \rceil} X_{k\xi}^H(m_1 + \tau_1, m_2 + \tau_2, l), \quad (21)$$

$$Y_{k\xi}(n_1, n_2, l) = D_{k2}(X_{k\xi}^{D1}(m_1, m_2, l)) = X_{k\xi}^{D1}(m_1, m_2, l) \Big|_{\substack{m_1 = n_1 T_k \\ m_2 = n_2 T_k}}. \quad (22)$$

где $v(\tau_1, \tau_2) = A \exp(-0,5\sigma_k^{-2}(\tau_1^2 + \tau_2^2))$ – импульсная характеристика линейной искажающей системы, описывающей действие оптической системы датчика. Рассматриваемые пространственные искажения (19)-(22) соответствуют сдвигу кадра наблюдаемого изображения по вертикали и горизонтали на $\chi_{k\xi 1}, \chi_{k\xi 2}$ пикселей с последующим гауссовым размытием и равномерной дискретизацией с усреднением.

Моделирование производилось для двух систем ДЗЗ, с параметрами представленными в таблице 1. Значения $\chi_{k\xi 1}, \chi_{k\xi 2}, \sigma_k$ заданы в единицах пикселей эталонного изображения высокого разрешения. Максимальное количество моделируемых изображений ξ_k для каждой из систем определялось согласно условию обеспечения оптимального восстановления изображений по множеству кадров с повышением разрешения [11]. При этом, для каждой из систем количество изображений с ИСС в полученном наборе данных составляло 50% от общего количества изображений для данной системы.

3.2. Параметры алгоритма

Экспериментальные исследования предлагаемого алгоритма производились для реализации, выполненной с помощью программного пакета MATLAB 2017 [12]. В качестве оператора пространственной интерполяции I_k использовалась интерполяция по ближайшему соседу [13]. В качестве оператора спектральной интерполяции Q_k , применяемого на этапе построения начального приближения, использовалась линейная интерполяция [14]. Для реализации итерационной процедуры (13)-(14) были применены параметры регуляризации и шага градиентного метода, использованные для экспериментальных исследований оригинального

метода в статье [7]: $\gamma = 20$, $\alpha = 0,1$, $p = 2$, $\beta = 0,5$. Количество итераций алгоритма во всех экспериментах было равно 280.

Таблица 1. Параметры модели наблюдения для моделируемых систем ДЗЗ.

Параметр	Система 1	Система 2
L_k	6	4
u_l^0	485, 560, 645, 685, 715, 750	490, 560, 660, 825
$FWHM_l$	70, 80, 70, 30, 30, 100	70, 60, 70, 130
$\chi_{k\xi_1}, \chi_{k\xi_2}$	$[-1,1]$	$[-2,2]$
σ_k	2	4
T_k	2	4
ξ_k	4	16

3.3. Результаты экспериментов

Для оценки потенциального эффекта от применения изображений с ИСС был проведён эксперимент по сравнению результатов восстановления изображения сцены по двум наборам данных: с учётом ИСС и без учёта ИСС. В первом наборе данных содержалось Ξ изображений без ИСС по ξ_1 и ξ_2 для системы 1 и 2 соответственно. Во втором наборе общее количество изображений составляло 2Ξ , из них Ξ изображений без ИСС совпадали с первым набором и Ξ изображений содержали ИСС. Количество изображений для каждой из систем во втором наборе составляло $2\xi_1$ и $2\xi_2$. В эксперименте исследовалась зависимость качества восстановления изображений при учёте дополнительных изображений с ИСС и без их учёта в зависимости от количества изображений без ИСС Ξ .

Результаты эксперимента при отсутствии шума показаны на рисунке 1. Из рисунка 1 можно видеть, что во всех случаях результат с учётом дополнительных изображений с ИСС имеет меньшую СКО восстановления, чем при использовании только изображений без ИСС. Выигрыш в качестве восстановления при учёте изображений с ИСС тем выше, чем меньше количество Ξ изображений без ИСС используется для восстановления. При $\Xi = 2, 4, 6$ средняя величина уменьшения погрешности восстановления по сравнению с базовым набором изображений без ИСС составляет от 2 до 4%. При достаточном количестве изображений без ИСС (8-10 штук) СКО восстановления с учётом ИСС уменьшается меньше чем на 1%, поэтому изображения с ИСС могут быть опущены.

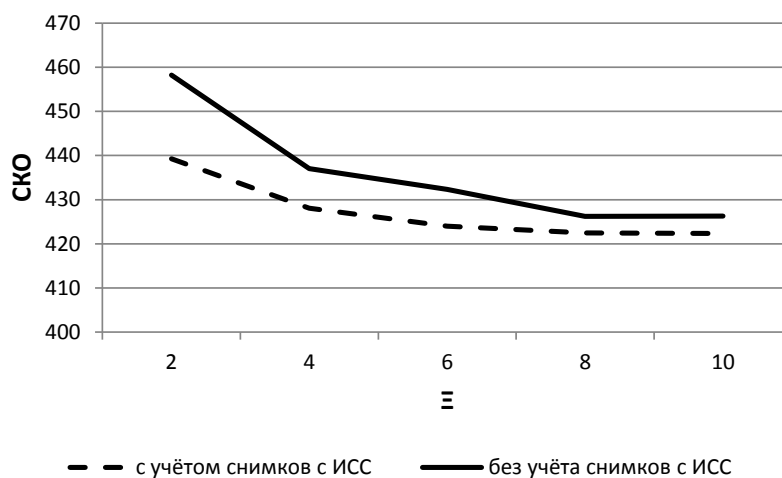


Рисунок 1. Средняя СКО восстановления изображений с учётом и без учёта снимков с ИСС при различном количестве изображений без ИСС (Ξ).

Очевидно, что пополненный набор данных, включая изображения с ИСС, обрабатывается дольше чем базовый набор. В среднем для обработки пополненного набора затрачивается в 1,3 раза больше времени, чем для базового. Таким образом, применение изображений с ИСС целесообразно только в том случае, когда изображений без ИСС Ξ в наборе данных мало, т.е. Ξ имеет значения от 2 до 6.

Пример результатов восстановления при $\Xi = 2$ с учётом и без учёта изображений с ИСС приведён на рисунке 2.

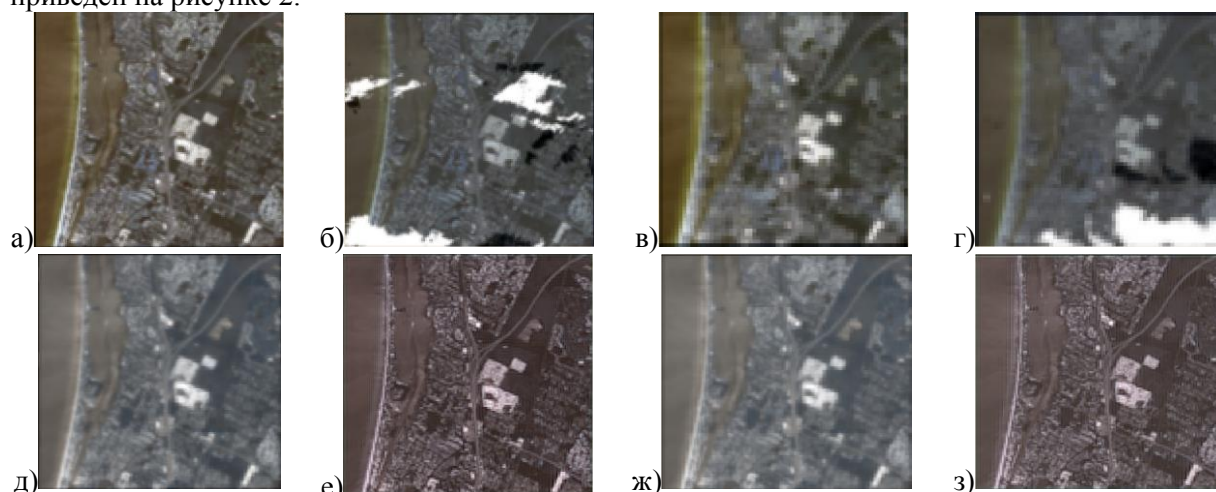


Рисунок 2. Пример восстановления изображения с повышением разрешения при наличии ИСС: входные изображения а) без ИСС для системы 1, б) с ИСС для системы 1, в) без ИСС для системы 2, г) с ИСС для системы 2; д) начальное приближение для случая с учётом ИСС, е) результат восстановления при учёте ИСС, ж) начальное приближение без учёта ИСС, з) результат восстановления без учета с ИСС.

Визуально на рисунке 2 можно заметить, что изображение, полученное с учётом ИСС, является более контрастным и обладает меньшими визуальными эффектами по границам узких ярких объектов, чем изображение полученное без дополнительных изображений с ИСС.

Для анализа влияния шума на результаты восстановления изображений с учётом ИСС и без был проведён эксперимент, в котором к каждому из изображений набора добавлялся независимый от сигнала аддитивный гауссов белый шум с различным отношением сигнал/шум (Signal to Noise Ratio – SNR). При наличии шума итерационная процедура начинает расходиться с некоторой итерации, т.е. погрешность восстановления сначала снижается, а затем растёт. Поэтому в случае с шумом будем говорить о погрешности восстановления как о достижимом минимуме СКО восстановления на всех рассматриваемых итерациях.

Эксперименты с показали, что достижимый минимум СКО при учёте дополнительных изображений с ИСС также меньше, чем без их учёта. Значения средней величины коррекции достижимого минимума СКО при использовании дополнительных данных с ИСС для различных SNR приведены в таблице 2.

Таблица 2. Средняя величина коррекции СКО восстановления с учётом дополнительных снимков с ИСС, в процентах.

Ξ	SNR=15	SNR=150	SNR=1500
2	2,33 %	3,09 %	3,70 %
4	0,85 %	1,46 %	1,88 %
6	0,71 %	1,31 %	1,75 %
8	0,01 %	0,34 %	0,62 %
10	0,12 %	0,43 %	0,59 %

Из таблицы 2 видно, что с увеличением мощности шума выигрыш в погрешности восстановления снижается. Тем не менее, для $SNR=150$ и $SNR=1500$ он составляет более 1% для наборов изображений с ИСС и при Ξ от 2 до 6. Таким образом, для малого количества изображений без ИСС при наличии шума также целесообразно применение дополнительных данных.

Для исследования работы предложенного алгоритма в ситуации, когда все анализируемые изображения содержат ИСС был проведён эксперимент с набором из десяти изображений, содержащих по 10% ИСС каждое (8 изображений для системы 1 и 2 изображения для системы 2). На рисунке 3 приведен график зависимости ошибки СКО восстановления от номера итерации при отсутствии шума для восстановления с учётом ИСС и без учёта ИСС для описанного выше набора изображений.

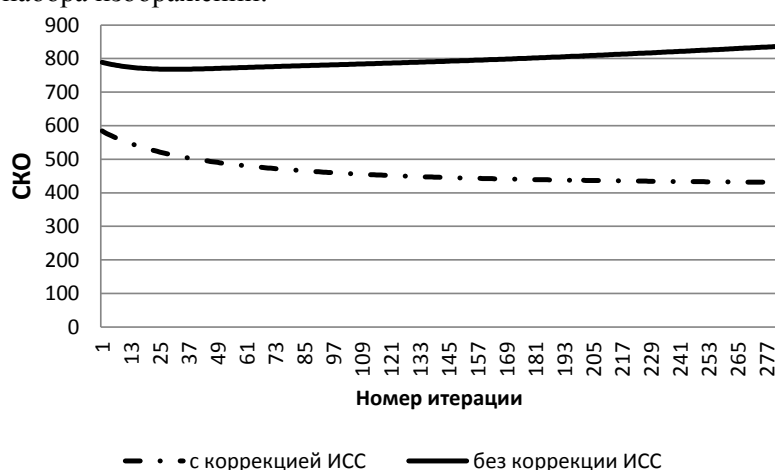


Рисунок 3. Пример зависимости ошибки восстановления изображения сцены от номера итерации в случае, когда все изображения набора содержат ИСС.

Из графиков на рисунке 3 видно, что если не учитывать ИСС, присутствующие на изображениях набора, итерационная процедура расходится. Тогда как при учёте ИСС в данном случае удаётся произвести восстановление изображения причём величина коррекции СКО начального приближения составляет 26% (т.е. результат имеет на 26% меньшую СКО, чем начальное приближение). При наличии шума на исходных изображениях наблюдается снижение СКО восстановления, а затем ее рост. Тем не менее достижимое минимальное значение СКО на 23%, 17% и 9% меньше, чем СКО начального приближения при SNR равном 1500, 150 и 15 соответственно.

Можно заключить, что предложенный алгоритм позволяет выполнить восстановление изображения сцены при частичном или полном присутствии изображений с ИСС в анализируемом наборе данных. При этом при наличии шума на изображениях итерационная процедура расходится, начиная с некоторого номера итерации, однако при своевременной остановке алгоритма вблизи минимума СКО можно получить оценку исходного изображения сцены с повышением разрешения. При использовании комбинированного набора данных, содержащего как изображения с ИСС, так и изображения без них, применение модифицированного алгоритма целесообразно при небольшом количестве изображений без ИСС в наборе (от 2 до 6).

4. Заключение

В статье рассматривается вопрос возможности восстановления изображения территории с повышением разрешения по серии ее изображений, полученных различными системами ДЗЗ, при условии, что изображения могут содержать искажения в составе сцены. Под искажениями в составе сцены (ИСС) понимаются локальные искажения регистрируемой яркости связанные с перекрытием части сцены непрозрачным объектом или вызванные попаданием части сцены в тень некоторого объекта.

Предложенный алгоритм является обобщением авторского алгоритма повышения разрешения по серии изображений ДЗЗ с различными параметрами пространственной и спектральной дискретизации на случай присутствия ИСС в данных.

Проведённые эксперименты показали, что модифицированный алгоритм позволяет восстановить изображение сцены с повышением разрешения даже при наличии ИСС на части снимков используемого набора данных. Сравнение результатов восстановления на наборах данных без учёта ИСС и с их учётом показало, что:

– если набор данных смешанный, т.е. содержит как изображения с ИСС, так и без них, то для малого количества изображений без ИСС в наборе (от 2 до 6) рекомендуется использовать дополнительно такое же количество изображений с ИСС, поскольку это позволяет сократить СКО восстановления на 2-4%;

– если набор данных содержит только изображения с ИСС, то предложенный алгоритм также позволяет выполнить восстановление сцены с повышением разрешения, что невозможно сделать, если не учитывать присутствующие на изображениях ИСС вообще.

Таким образом, в ряде случаев учёт дополнительных данных, содержащих ИСС, позволяет снизить ошибку восстановления изображения при восстановлении изображения с повышением разрешения.

5. Благодарности

Исследование выполнено при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проекты № 18-07-00748 а, № 17-29-03190 офи_м).

6. Литература

- [1] Garzelli, A. A review of image fusion algorithms based on the super-resolution paradigm / A. Garzelli // *Remote Sensing*. – 2016. – Vol. 8(10). – P. 797.
- [2] Ghahremani, M. Remote sensing image fusion via compressive sensing / M. Ghahremani, Y. Liu, P. Yuen, A. Behera // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. – 2019. – Vol. 152. – P. 34-48.
- [3] Zhu, H. Spatio-temporal super-resolution reconstruction of remote-sensing images based on adaptive multi-scale detail enhancement. / H. Zhu, X. Tang, J. Xie, W. Song, F. Mo, X. Gao // *Sensors*. – 2018. – Vol. 18(2). – P. 498.
- [4] Константинов, И.С. Адаптивная коррекция процесса восстановления резкости космических изображений высокого разрешения / И.С. Константинов, Н.В. Щербинина, М.Ю. Жиленев, В.Н. Винтаев, Н.Н. Ушакова // *Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: Экономика. Информатика*. – 2014. – Т. 30, № 8. – С. 1-179.
- [5] Ращупкин, А.В. Методы обработки данных дистанционного зондирования для повышения качества выходных изображений / А.В. Ращупкин // *Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета им. академика СП Королёва (национального исследовательского университета)*. – 2010. – № 2. – С. 124-133.
- [6] Коберниченко, В.Г. Методы синтеза изображений на основе данных дистанционного зондирования Земли различного разрешения / В.Г. Коберниченко, В.А. Тренихин // *Успехи современной радиоэлектроники*. – 2007. – № 4. – С. 22-31.
- [7] Белов, А.М. Спектральное и пространственное сверхразрешение при комплексировании данных ДЗЗ различных источников / А.М. Белов, А.Ю. Денисова // *Компьютерная оптика*. – 2018. – Т. 42, № 5. – С. 855-863. DOI: 10.18287/2412-6179-2018-42-5- 855-863.
- [8] Белов, А.М. Алгоритм выявления случайных искажений в составе сцены на серии разновременных изображений ДЗЗ одной и той же территории / А.М. Белов, А.Ю. Денисова // *Компьютерная оптика*. – 2019. – Т. 43, № 5. – С. 869-885. DOI: 10.18287/2412-6179-2019-43-5-869-885.
- [9] Vane, G. The airborne visible/infrared imaging spectrometer (AVIRIS) / G. Vane, R.O. Green, T.G. Chrien, H.T. Enmark, E.G. Hansen, W.M. Porter // *Remote sensing of environment*. – 1993. – Vol. 44(2-3). – P. 127-143.

- [10] Beirle, S. Parameterizing the instrumental spectral response function and its changes by a super-Gaussian and its derivatives / S. Beirle, J. Lampel, C. Lerot, H. Sihler, T. Wagner // *Atmospheric Measurement Techniques*. – 2017. – Vol. 10(2). – P. 581-598.
- [11] Farsiu, S. Multiframe demosaicing and super-resolution of color image / S. Farsiu, M. Elad, P. Milanfar // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2006. – Vol. 15. – P. 141-159.
- [12] Moore, H. *MATLAB for Engineers* / H. Moore – Pearson, 2017.
- [13] Белов, А.М. Исследование методов пространственной интерполяции при спектрально-пространственном повышении разрешения изображений ДЗЗ с помощью метода градиентного спуска / А.М. Белов, А.Ю. Денисова // Сборник трудов V международной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ) – Самара: Новая техника, 2019. – С. 324-334.
- [14] Красильников, Н.Н. Цифровая обработка 2D- и 3D-изображений: учебн. пособие / Н.Н. Красильников – Спб.: БХВ-Петербург, 2011. – 608 с.

Super-resolution reconstruction of remote sensing image using multi-temporal images with partial scene distortions

A.M. Belov¹, A.Y. Denisova¹

¹Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34A, Samara, Russia, 443086

Abstract. Earth remote sensing data (ERS) obtained by various sensors are usually different in spatial and spectral resolution, and in the registration time as well. Changes in observation conditions lead to brightness distortions, some of which are compensated by atmospheric correction. Unfortunately, the distortions in the composition of the scene (scene distortions) cannot be compensated by means of atmospheric correction and requires fusion methods to be applied. The existing super-resolution methods for remote sensing data are based on the assumption that there are no any scene distortions in the analyzed images. In this article we propose an algorithm for combining ERS data with an increase in spectral and spatial resolution taking into account scene distortions. We found that the use of a larger dataset including images with scene distortions reduces root restoration error of 2-4% in average if the dataset contains a small number of images without scene distortions (from 2 to 6). With the larger number of images without scene distortions, the error value decreases by 1%. If all the images in the input dataset contain scene distortions, the proposed algorithm achieves super-resolution restoration of the scene image as well.