

Исследование методов пространственной интерполяции при спектрально-пространственном повышении разрешения изображений ДЗЗ с помощью метода градиентного спуска

А.М. Белов¹, А.Ю. Денисова¹

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

Аннотация. Статья посвящена исследованию влияния различных методов пространственной интерполяции на качество изображения, получаемого в результате повышения спектрального и пространственного разрешения изображений ДЗЗ с помощью метода градиентного спуска. Алгоритм повышения разрешения, рассматриваемый в статье, был предложен авторами ранее и состоит в решении задачи минимизации ошибки модели наблюдения, связывающей изображения низкого разрешения и оцениваемое изображение высокого разрешения. Данная задача оптимизации решается методом градиентного спуска в системе спектральных и пространственных координат изображения высокого разрешения, для чего в модель наблюдения включается оператор пространственной интерполяции. Метод пространственной интерполяции влияет как на качество восстановленного изображения, так и на скорость сходимости процедуры оптимизации, что и обуславливает необходимость выполненного исследования. В статье приведены результаты экспериментального анализа среднеквадратичной ошибки оценки изображения высокого разрешения, скорости сходимости метода градиентного спуска и визуальных артефактов, возникающих на оцененном изображении, при повышении разрешения с использованием следующих методов пространственной интерполяции: билинейная интерполяция, бикубическая интерполяция, sinc-интерполяция и интерполяция по ближайшему соседу.

1. Введение

Спектрально-пространственное повышение разрешения изображений дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) позволяет из наблюдаемых изображений низкого разрешения (НР) получить изображение высокого разрешения (ВР), пространственное и спектральное разрешение которого лучше, чем у наблюдаемых изображений. При этом пространственное разрешение соответствует величине наземного шага дискретизации, а спектральное разрешение определяется количеством спектральных каналов и средней шириной соответствующих им полос пропускания.

Современными методами задача повышения разрешения изображений ДЗЗ решается независимо для спектрального и пространственного случая [1-5], поэтому при необходимости повышения и спектрального, и пространственного разрешения данные методы приходится применять последовательно, что может приводить к накоплению ошибки вычислений и

снижению качества получаемой оценки изображения ВР. Данное обстоятельство делает актуальным вопрос разработки и исследования алгоритмов одновременного повышения спектрального и пространственного разрешения изображений ДЗЗ в рамках единой вычислительной процедуры.

В работе [6], авторами был предложен алгоритм одновременного спектрально-пространственного повышения разрешения изображений ДЗЗ на основе метода градиентного спуска [7] и единой спектрально-пространственной модели наблюдения. Алгоритм выполняет итерационную оценку изображения ВР путём минимизации ошибки моделирования методом градиентного спуска. Поскольку наблюдаемые изображения НР имеют отличные от оцениваемого изображения параметры пространственной и спектральной дискретизации, то возникает необходимость перевода изображений НР в сетку спектрально-пространственных координат изображений ВР. Спектральная интерполяция в данном алгоритме используется только на этапе формирования начального приближения и не оказывает существенного влияния на процедуру оптимизации, тогда как пространственная интерполяция применяется на каждой итерации и оказывает влияние на скорость сходимости, результирующую ошибку и визуальное качество получаемой оценки изображения ВР.

Настоящая статья посвящена анализу различных методов пространственной интерполяции и их влияния на качество повышения спектрально-пространственного разрешения изображений ДЗЗ алгоритмом, предложенным в [6]. В силу итерационного характера метода градиентного спуска и довольно сложной структуры модели наблюдений, используемых в алгоритме, рассмотрение передовых, но вычислительно затратных методов пространственной интерполяции [8-10] не имело смысла в рамках настоящей статьи. Поэтому исследование было выполнено для методов пространственной интерполяции, вычислительная сложность которых существенно меньше, чем общая сложность вычислений на одной итерации алгоритма. В статье рассмотрены такие методы интерполяции как: билинейная, бикубическая интерполяция, интерполяция по ближайшему соседу и sinc-интерполяция [11]. Для указанных методов интерполяции было произведено экспериментальное сравнение ошибки оценки изображения ВР, скорости сходимости метода градиентного спуска и визуальное сравнение артефактов, возникающих на изображении ВР в процессе оценки. Результатом исследований являются рекомендации по выбору метода интерполяции для рассматриваемого алгоритма спектрально-пространственного повышения разрешения изображений ДЗЗ.

2. Алгоритм повышения спектрального и пространственного разрешения изображений ДЗЗ с использованием метода градиентного спуска

Рассматриваемый в настоящей статье алгоритм повышения спектрального и пространственного разрешения был предложен в работе [6] и является развитием работы Farsiu [12] по повышению пространственного разрешения фотографических изображений на случай многоканальных изображений ДЗЗ, получаемых оптическими системами ДЗЗ. Основу алгоритма составляют единая спектрально-пространственная модель наблюдения, связывающая наблюдаемые изображения НР и оцениваемое изображение ВР, и метод градиентного спуска [7], используемый для решения задачи минимизации ошибки моделирования. Рассмотрим используемую модель наблюдения и процедуру оптимизации подробнее.

2.1. Модель наблюдения

Будем полагать, что изображение ВР X соответствует некоторому эталонному положению и размеру кадра изображения и задаёт идеальное дискретное представление наблюдаемой сцены с шагом пространственной дискретизации T и набором спектральных каналов $X_\lambda, 1 \leq \lambda < L$. А наблюдаемые изображения НР $Y_{k\xi}, k = 1, \dots, K, \xi = 1, \dots, \xi_k$ получаются из изображения X с помощью K различных съёмочных систем по ξ_k изображений для каждой согласно следующему уравнению:

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

где $Y_{k\xi l}$ – l -ый спектральный канал, ξ -ого изображения, k -ой съёмочной системы, $w_{kl}(\lambda)$ – коэффициенты, задающие преобразование более детального спектрального представления в наблюдаемое менее детальное для k -ой системы, D_k – оператор пространственной дискретизации с шагом $T_k < T$, H_k – оператор свёртки, описывающий действие линейной искажающей системы с постоянными параметрами, $F_{k\xi}$ – оператор смещения и кадрирования изображения НР относительно эталонного положения кадра изображения ВР, $V_{k\xi l}$ – аддитивный статистически независимый белый шум, $L_k < L$ – количество спектральных компонент изображения НР.

Для преобразования наблюдаемых изображений НР к единой системе пространственных координат изображения ВР будем использовать уравнение:

$$Z_{kl} = \frac{1}{\xi_k} \sum_{\xi=1}^{\xi_k} F_{k\xi}^{-1} I_k (Y_{k\xi l}), k=1, \dots, K, l=1, \dots, L_k, \quad (2)$$

где Z_{kl} – усредненное изображение НР, получаемое k -ой системой в l -ом спектральном канале в системе пространственных координат изображения ВР, $F_{k\xi}^{-1}$ – оператор смещения кадра ξ -ого изображения НР к эталонному положению кадра изображения ВР, I_k – оператор пространственной интерполяции изображения с шагом T/T_k .

Выражения (1) и (2) полностью определяют рассматриваемую модель наблюдения и соответствуют следующему выражению ошибки моделирования изображения ВР:

$$\varepsilon = J_0(X) = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{L_k} \left\| \frac{1}{\xi_k} \sum_{\xi=1}^{\xi_k} F_{k\xi}^{-1} I_k \sum_{\lambda=1}^L w_{kl}(\lambda) D_k H_k F_{k\xi} X_\lambda - Z_{kl} \right\|. \quad (3)$$

2.2. Задача повышения разрешения

Задача повышения разрешения состоит в поиске оценки изображения ВР \hat{X} , минимизирующей значение ошибки моделирования (3). Однако, непосредственная оптимизация (3) по X является плохообусловленной задачей и ее решение требует применения методов регуляризации. В [6] был использован В-TV метод регуляризации, который обеспечивает инвариантность положения контуров объектов во всех компонентах многоканального изображения. В итоге решаемая регуляризованная оптимизационная задача имеет вид:

$$\hat{X} = \arg \min_X \left\{ \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{L_k} \left\| \frac{1}{\xi_k} \sum_{\xi=1}^{\xi_k} F_{k\xi}^{-1} I_k \sum_{\lambda=1}^L w_{kl}(\lambda) D_k H_k F_{k\xi} X_\lambda - Z_{kl} \right\| + \beta \sum_{i=-p}^p \sum_{j=-p}^p \alpha^{|i|+|j|} \|X_L - S_1^i S_2^j X_L\| \right\}, \quad (4)$$

где $X_L = \frac{1}{L} \sum_{\lambda=1}^L X_\lambda$ – средняя яркость спектральных компонент изображения ВР, операторы S_1^i и S_2^j определяют вертикальный и горизонтальный сдвиги изображения на i и j пикселей соответственно, $\alpha \in [0, 1]$ – весовой коэффициент В-TV фильтра, β – весовой коэффициент регуляризирующего члена, p – максимальный порядок усреднения в пространственной области для регуляризирующего члена. При реализации операторов S_1^i и S_2^j в настоящей статье неизвестные краевые отсчеты изображения дополняются нулями.

Используемый в выражении (4) регуляризирующий член фактически представляет собой билатеральный фильтр и позволяет минимизировать отклонение каждого пикселя от средневзвешенного значения соседних пикселей. При этом вес, связанный с каждым пикселем на расстоянии i и j пикселей от текущего по горизонтали и вертикали соответственно, изменяется в зависимости как от пространственного расстояния, так и от спектрального расстояния между соседним пикселем и текущим, что дает возможность контролировать

одинаковое положение границ на изображении во всех спектральных каналах и повышать их четкость.

Решение задачи (4) предполагает, что все операторы, входящие в состав выражения (4) известны и операторы $D_k, H_k, F_{k\xi}$ – линейные. Частный вид операторов искажений, входящих в модель наблюдения, не влияет на формализацию алгоритма получения решения, поэтому описывается в разделе постановки эксперимента.

2.3. Алгоритм повышения спектрального и пространственного разрешения

Рассматриваемый в настоящей статье алгоритм повышения разрешения состоит из следующих этапов:

1. Получение изображений Z_k в сетке пространственных координат пикселей изображения ВР по формуле (2);

2. Формирование начального приближения $\hat{X}^{(0)}$ по набору изображений Z_k ;

3. Решение задачи (4) методом градиентного спуска с помощью итерационной процедуры:

$$\hat{X}_v^{(n+1)} = \hat{X}_v^{(n)} - \gamma \nabla J(\hat{X}_v^{(n)}), \quad v=1, \dots, L, \quad (5)$$

$$\nabla J(\hat{X}_v) = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{L_k} \frac{w_{kl}(v)}{\xi_k} \sum_{\xi=1}^{\xi_k} H_k^T F_{k\xi}^{-1} I_k D_k F_{k\xi} \operatorname{sign} \left(\left[\frac{1}{\xi_k} \sum_{\xi=1}^{\xi_k} F_{k\xi}^{-1} I_k D_k F_{k\xi} H_k \sum_{\lambda=1}^L w_{kl}(\lambda) \hat{X}_\lambda \right] - Z_{kl} \right) + \\ + \beta \sum_{i=-p}^p \sum_{j=-p}^p \frac{\alpha^{|i|+|j|}}{L} (E - S_2^{-j} S_1^{-i}) \operatorname{sign} \left(\frac{1}{L} \sum_{\lambda=1}^L (X_\lambda - S_1^i S_2^j \hat{X}_\lambda) \right), \quad (6)$$

где $\nabla J(\hat{X}_v^{(n)})$ – 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 H_k^T – свёртка в обратном времени с импульсной характеристикой (ИХ) линейной системы, задаваемой оператором H_k .

Начальное приближение на шаге 2 $\hat{X}^{(0)}$ формируется в два этапа. Сначала для каждой съёмочной системы k выполняется приведение спектральных каналов изображения $Z_{kl}, l=1, \dots, L_k$ к конфигурации каналов изображения ВР $\hat{X}_{k\lambda}^{(0)}, \lambda=1, \dots, L$ с использованием линейной интерполяции. Затем из $\hat{X}_k^{(0)}$ формируется начальное приближение $\hat{X}^{(0)}$ посредством усреднения значений пикселей в каждой точке $\hat{X}_\lambda^{(0)} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{X}_{k\lambda}^{(0)}$.

2.4. Варианты реализации пространственной интерполяции

В выражении (6) для градиента оптимизируемого функционала в отличие от других операторов, определяющих модель наблюдения или регуляризирующий член, оператор пространственной интерполяции I_k не является фиксированным в рамках решаемой задачи и может быть реализован различными способами. В настоящей статье рассматриваются следующие методы пространственной интерполяции изображений [13]: интерполяция по ближайшему соседу, билинейная и бикубическая интерполяция, sinc-интерполяция.

Интерполяция по ближайшему соседу состоит в придании интерполируемому пикселю значения ближайшего к нему известного значения пикселя изображения ВР. Достоинством метода является простота реализации и высокая скорость работы, а недостатком считается появление эффекта пикселизации, т.е. проявления границ исходных пикселей ВР на результирующем изображении.

Билинейная интерполяция [13] выполняется по четырём ближайшим известным точкам путём последовательного построения линейных интерполирующих функций по горизонтальной и вертикальной координатам изображения. Достоинством метода считается уменьшение эффекта

пикселизации, однако при сильном увеличении размеров изображения происходит размытие контуров и появление ореолов.

Бикубическая интерполяция [13] использует 16 ближайших известных точек изображения к интерполируемому пикселю и полиномы третьей степени в качестве функций интерполяции. Достоинством метода интерполяции является меньшее размытие контуров, чем для билинейной интерполяции и отсутствие эффекта пикселизации.

Под sinc-интерполяцией в настоящей работе понимается передискретизация изображения в соответствии с теоремой Котельникова о восстановлении сигналов с непрерывным конечным спектром [13]. В этом случае интерполяция может быть реализована с помощью быстрого преобразования Фурье путём дополнения спектра исходного изображения нулевыми отсчётами, с последующим обратным преобразованием Фурье [13].

Для рассматриваемой задачи оптимизации все перечисленные методы обладают двумя важными преимуществами: простота реализации и относительно низкая вычислительная сложность, – что делает их использование более предпочтительными, чем другие более сложные алгоритмы интерполяции.

3. Экспериментальное исследование

Целью экспериментального исследования являлось изучение влияния различных методов пространственной интерполяции изображений на результат повышения разрешения с помощью описанного выше алгоритма. Для этого указанный алгоритм был реализован с использованием описанных выше методов интерполяции в среде MATLAB 2013 R2. Для каждого варианта реализации алгоритма была проведена серия экспериментов для:

- 1) оценки минимально достижимой погрешности восстановления изображения ВР при фиксированном количестве итераций,
- 2) оценки скорости сходимости метода градиентного спуска,
- 3) оценки визуального качества результирующего изображения ВР.

Погрешность оценки изображения ВР вычислялась как среднеквадратичное отклонение (СКО) пикселей восстановленного \hat{X} и идеального изображения X ВР по всем спектральным каналам:

$$\varepsilon = \left(\sum_{\lambda=1}^L \sum_{m_1, m_2=1}^M (X_{\lambda}(m_1, m_2) - \hat{X}_{\lambda}(m_1, m_2))^2 \right)^{1/2}. \quad (7)$$

Скорость сходимости определялась косвенно путём вычисления среднего номера итерации, на котором достигался минимум погрешности оценки изображения ВР (7).

3.1. Конкретизация модели наблюдения и коэффициенты улучшения разрешения

Без ограничения общности было принято, что шаг пространственной дискретизации изображения ВР равен $T=1$. Тогда коэффициент улучшения пространственного разрешения для k -ой системы формирования изображений НР равен $\rho_k = T_k/T = T_k$.

Для определения коэффициента улучшения спектрального разрешения и параметров спектральной дискретизации для k -ой системы рассмотрим процесс спектральной дискретизации подробнее. Пусть оцениваемое изображение ВР имеет спектральные каналы $X_{\lambda}, 1 \leq \lambda < L$ с центральными длинами волн u_{λ} и шириной полосы пропускания $[\zeta_1(\lambda), \zeta_2(\lambda)]$, причём $\bigcup_{\lambda=1, \dots, L} [\zeta_1(\lambda), \zeta_2(\lambda)] = [\zeta_{\min}, \zeta_{\max}]$. Для изображений НР зададим спектральные каналы

набором гауссовых функций спектрального отклика $W_{kl}(u)$, определяющим значения коэффициентов $w_{kl}(\lambda)$ преобразования спектральных компонент изображения ВР в спектральные компоненты НР:

$$w_{kl}(\lambda) = \frac{\int_{\zeta_1(\lambda)}^{\zeta_2(\lambda)} W_{kl}(u) du}{\int_{-\infty}^{+\infty} W_{kl}(u) du}, \quad (8)$$

$$W_{kl}(u) = \delta_{kl}^{-1} (2\pi)^{-1/2} \exp\left\{-0.5(u - u_{kl}^0)^2 / \delta_{kl}^2\right\}, \quad (9)$$

где u_{kl}^0 – центральная длина волны, а δ_{kl} – параметр, определяющий ширины полосы пропускания $[u_{kl}^0 - 2\sqrt{2\ln(2)}\delta_{kl}, u_{kl}^0 + 2\sqrt{2\ln(2)}\delta_{kl}]$, для l -ого канала k -ой съёмочной системы.

Тогда согласно модели (1)-(2) спектральная дискретизация изображения ВР $X_\lambda(n_1, n_2, \lambda), \lambda = 1, \dots, L$ для k -ой съёмочной системы будет иметь вид:

$$X_k^W(n_1, n_2, l) = \sum_{\lambda=1}^L w_{kl}(\lambda) X(n_1, n_2, \lambda), \quad l = 1, \dots, L_k, \quad (10)$$

где n_1, n_2 – пространственные координаты пикселей изображения ВР.

Спектральное разрешение в рамках данной статьи понимается как средняя ширина полосы пропускания по всем каналам, т.е. коэффициент улучшения спектрального разрешения \mathfrak{Q}_k для k -ой съёмочной системы НР имеет вид:

$$\mathfrak{Q}_k = \frac{L}{L_k} \sum_{l=1}^{L_k} 4\sqrt{2\ln(2)}\delta_{kl} \cdot \left(\sum_{\lambda=1}^L \zeta_2(\lambda) - \zeta_1(\lambda) \right)^{-1}. \quad (11)$$

Остальные операторы в модели формирования изображений НР были определены в соответствии с общими принципами формирования изображений оптическими системами ДЗЗ [14]:

1) для оператора $F_{k\xi}$ смещения ξ -ого кадра НР относительно эталонного положения кадра ВР предполагалось, что все изображения НР прошли геометрическую коррекцию и совмещены с помощью информации о геопривязке в единой картографической системе координат. Тогда $F_{k\xi}$ определяет остаточную ошибку привязки изображений и может быть описан оператором параллельного переноса изображений:

$$X_{k\xi}^F(n_1, n_2, l) = F_{k\xi}(X_k^W(n_1, n_2, l)) = X_k^W(n_1 + \chi_{\xi 1}, n_2 + \chi_{\xi 2}, l), \quad (12)$$

где $\chi_{\xi 1}$ и $\chi_{\xi 2}$ – сдвиги кадра изображения по вертикали и горизонтали в пикселях ВР.

2) оператор H_k определял искажения, связанные с действием оптической системы:

$$X_{k\xi}^H(n_1, n_2, l) = H_k(X_{k\xi}^F(n_1, n_2, l)) = \sum_{\tau_1=-\Delta_k}^{\Delta_k} \sum_{\tau_2=-\Delta_k}^{\Delta_k} h(\tau_1, \tau_2) X_{k\xi}^F(n_1 - \tau_1, n_2 - \tau_2, l), \quad (13)$$

где $h(\tau_1, \tau_2) = A \exp(-0.5\sigma_k^{-2}(\tau_1^2 + \tau_2^2))$ – гауссова ИХ, A – нормирующий коэффициент такой, что: $\sum_{\tau_1, \tau_2=-\Delta_k}^{\Delta_k} h(\tau_1, \tau_2) = 1$. Параметр σ_k определяет радиус пятна размытия, а размер окна ИХ задавался равным $\Delta_k = 3\sigma_k$. Используемый в процедуре восстановления оператор H_k^T соответствовал свёртке с ИХ $h(-\tau_1, -\tau_2)$.

3) дискретизация D_k определялась как композиция операторов D_{k1} , усреднения по площадке детекторного элемента $T_k \times T_k$, и оператора прореживания D_{k2} в T_k раз:

$$X_{k\xi}^{D1}(n_1, n_2, l) = D_{k1}(X_{k\xi}^H(n_1, n_2, l)) = \sum_{\tau_1=-\lceil T_k/2 \rceil}^{\lceil T_k/2 \rceil} \sum_{\tau_2=-\lceil T_k/2 \rceil}^{\lceil T_k/2 \rceil} X_{k\xi}^H(n_1 - \tau_1, n_2 - \tau_2, l), \quad (14)$$

$$X_{k\xi}^{D2}(m_1, m_2, l) = D_{k2}(X_{k\xi}^{D1}(n_1, n_2, l)) = X_{k\xi}^{D1}(n_1, n_2, l) \Big|_{\substack{n_1=m_1 T_k \\ n_2=m_2 T_k}}. \quad (15)$$

Таким образом, модель наблюдения полагалась известной и описывалась параметрами: спектральных каналов изображений НР $u_{kl}^0, \delta_{kl}, L_k$, операторов искажений $\chi_{\xi 1}, \chi_{\xi 2}, \sigma_k, T_k$, и спектральных каналов восстанавливаемого изображения ВР u_λ и $[\zeta_1(\lambda), \zeta_2(\lambda)]$.

3.2. Формирование данных для экспериментов и параметры экспериментов

В экспериментах эталонные изображения ВР X и наблюдаемые изображения НР формировались на основе гиперспектрального снимка Moffet Field, полученного гиперспектрометром AVIRIS. Гиперспектральное изображение служило источником детальной реалистичной спектральной информации в диапазоне длин волн спектра от 365 нм до 1224 нм. Для эталонного изображения ВР формирование спектральных каналов производилось путём усреднения значений гиперспектральных пикселей в интервалах $[\zeta_1(\lambda), \zeta_2(\lambda)]$. При этом полагалось, что: $L=12$, $\zeta_1(\lambda)=u_\lambda - \Delta$ и $\zeta_2(\lambda)=u_\lambda + \Delta$, где $\Delta=15$. Значения центральных длин волн для каждого из каналов эталонного изображения ВР приведены в таблице 1. Средняя ширина полосы пропускания для изображения ВР составила 30, пространственное разрешение соответствовало разрешению гиперспектрального снимка.

Таблица 1. Центральные длины волн u_λ для каналов λ эталонного изображения ВР.

λ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
u_λ	460	495	530	565	600	635	670	705	740	775	810	845

Изображения НР формировались в соответствии с уравнением (1) с использованием гиперспектрального изображения в качестве изображения ВР. Моделировалась съёмка двумя системами с конфигурациями спектральных каналов такими же, как и у систем ДЗЗ Spot-7 и Ресурс-П (Геотон). Конфигурация спектральных каналов для обеих систем НР приведена в таблице 2. Операторы искажений в модели наблюдения определялись в соответствии с формулами (11)-(15) при следующих параметрах: $\chi_{\xi_1}, \chi_{\xi_2} \in [-0,5, 0,5]$, $\sigma_1 = 2$, $\sigma_2 = 1$, $T_1 = 4$, $T_2 = 2$. При этом для первой системы использовалось 16 изображений НР, а для второй системы – 4. Шум на изображениях отсутствовал.

Таблица 2. Параметры спектральных каналов l для моделируемых изображений НР.

№ съёмочной системы	$k=1, L_l=4$				$k=2, L_l=6$					
	1	2	3	4	1	2	3	4	5	6
u_{kl}^0	490	560	660	825	485	560	645	685	715	750
δ_{kl}	70	60	70	130	70	80	70	30	30	100

Примеры цветных композитов для изображений НР для обеих рассмотренных съёмочных систем приведены на рисунке 1.

Восстановление изображения ВР производилось с помощью рассмотренного алгоритма спектрально-пространственного повышения разрешения с использованием следующих параметров: шаг градиентного метода – $\gamma = 20$, количество итераций – 280, параметры регуляризации – $\alpha = 0,1$, $p = 2$ и $\beta = 0,5$. Параметры регуляризации были подобраны экспериментально с целью обеспечения наилучшего качества восстановления изображения ВР. Ниже приведены результаты экспериментов при реализации алгоритма с использованием различных операторов пространственной интерполяции I_k .

3.3. Результаты экспериментов

В результате оценки минимально достижимой погрешности восстановления изображения ВР при фиксированном количестве итераций было получено, что наилучшие результаты обеспечивает интерполяция по ближайшему соседу. На рисунке 2 приведён график ошибок восстановления изображения ВР на каждой итерации при реализации алгоритма с использованием различных методов интерполяции.

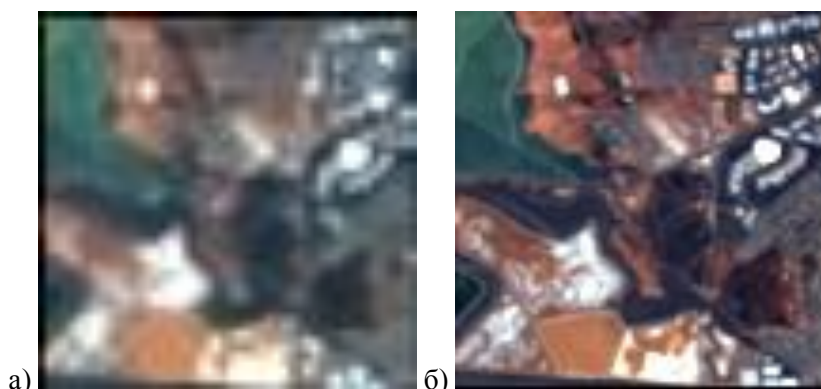


Рисунок 1. Цветные композиты для изображений низкого разрешения с различных съёмочных систем, приведенные к одному размеру: система 1 ($R=3, B=2, G=1$) (а), система 2 ($R=3, B=2, G=1$) (б).

Из графиков на рисунке 2 видно, что для рассматриваемой модели наблюдения и параметров процедуры оптимизации минимальная ошибка восстановления достигается для разных методов интерполяции при различном количестве итераций. Бикубическая и билинейная интерполяция приводят приблизительно к одним и тем же минимальным значениям СКО восстановления: 321.2 и 322.6 соответственно, однако для бикубической интерполяции это значение достигается на 169 итерации, в то время как для билинейной только на 224 итерации. Для sinc-интерполяции минимальное значение СКО восстановления составляет 348.6 и достигается на 83 итерации. Для интерполяции по ближайшему соседу минимальное значение СКО восстановления составляет 296.8, что является лучшим показателем, среди рассмотренных методов, и достигается на 280 итерации. Более того для данного метода интерполяции начальное приближение так же имеет наименьшее значение СКО. Данный факт объясняется влиянием оператора усреднения по апертуре детекторного элемента D_{1k} , входящим в состав оператора пространственной дискретизации. Таким образом, оптимальными в смысле качества восстановления изображений ВР можно считать интерполяцию по ближайшему соседу. Справедливости ради стоит отметить, что применение других методов пространственной интерполяции приводит к более быстрой сходимости итерационной процедуры, однако при этом значительно снижается качество восстановленных изображений ВР.

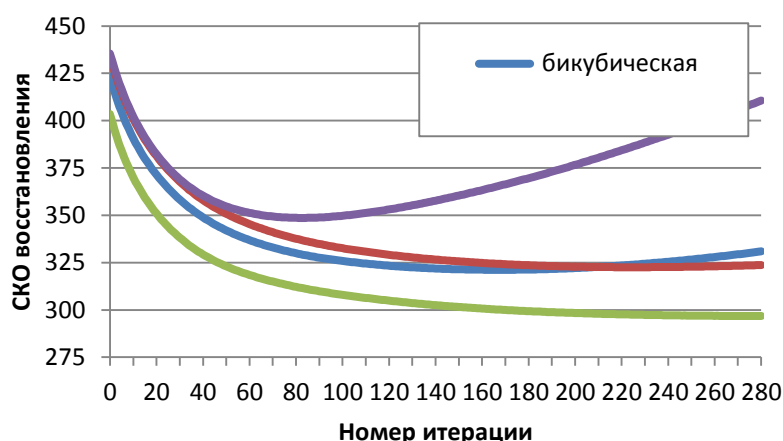


Рисунок 2. Сходимость метода для различных вариантов пространственной интерполяции.

Для оценки визуального качества получаемых изображений ВР были построены цветные композиты для восстановленных изображений, рисунок 3.

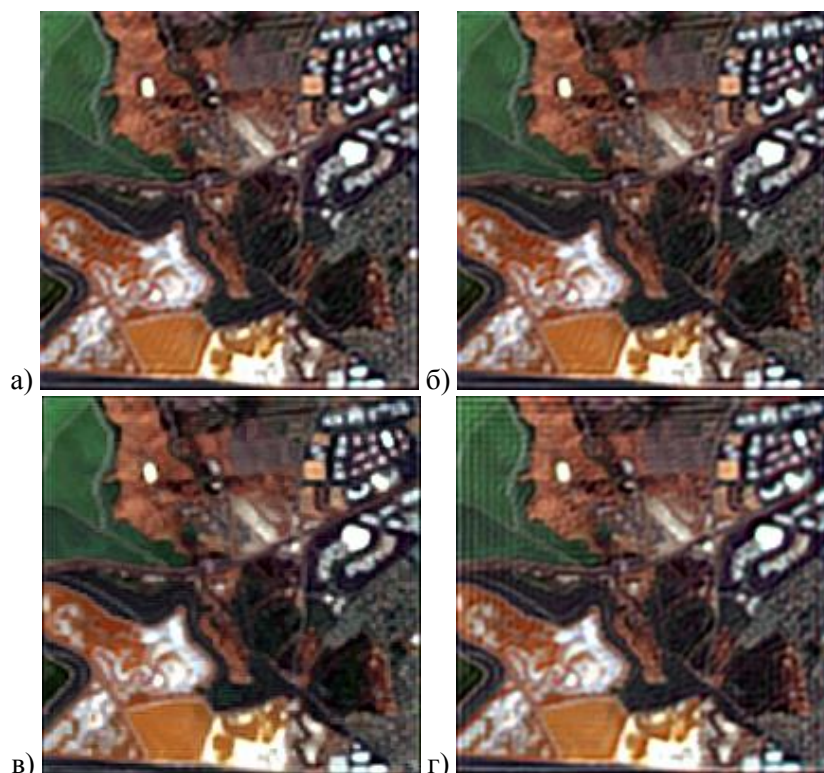


Рисунок 3. Цветные композиты ($R=7$, $G=4$, $B=2$) для изображений восстановленных с применением различных методов пространственной интерполяции: бикубическая (а), билинейная (б), по ближайшему соседу (в), sinc (г).

Для билинейной и бикубической интерполяции характерен волнообразный рисунок распространения ошибки интерполяции от границ объекта к центру. Ошибка интерполяции порождает значительное количество цветового шума, влияние которого особенно заметно на границах светлых и темных областей, где она проявляется в виде значительных цветных ореолов.

Для sinc-интерполяции характерно более четкое восстановление границ, чем для билинейной и бикубической, и сильно выраженный краевой эффект, т.е. эффект усиления ошибок интерполяции по границам изображения. Распространение ошибки имеет строго горизонтальное и вертикальное направление. Объекты с постоянной яркостью имеют меньшую ошибку восстановления, чем в случае с билинейной и бикубической интерполяцией. Ошибка интерполяции так же приводит к возникновению заметных цветных ореолов на границах светлых и темных областей.

Для интерполяции по ближайшему соседу заметно появление незначительного эффекта пикселизации, т.е. проявление границ пикселей ИР, а также возникновение ореолов по границам ярких областей на темном фоне, однако размер этих ореолов значительно меньше, чем для других методов интерполяции. Для объектов с яркостью близкой к постоянной наблюдается сокращение ошибки интерполяции от границ объекта к центру, что является желаемым эффектом. Таким образом, наилучшее качество восстановления обеспечивает интерполяция по ближайшему соседу.

4. Выводы

В работе рассмотрено применение билинейной интерполяции, бикубической интерполяции, интерполяции по ближайшему соседу и sinc-интерполяции совместно с авторским методом спектрально-пространственного повышения разрешения изображений ДЗЗ. Проведенные эксперименты показали, что оптимальной в смысле качества восстановления изображений высокого разрешения является интерполяция по ближайшему соседу, несмотря на то, что

применение других методов пространственной интерполяции приводит к более быстрой сходимости итерационной процедуры. Такой эффект можно объяснить влиянием усреднения по апертуре детекторного элемента в составе оператора пространственной дискретизации рассматриваемой модели наблюдения. Представленный вывод подтверждается как результатами численных экспериментов, так и визуальным анализом восстановленных изображений высокого разрешения.

5. Литература

- [1] Keren, D. Restoring subsampled color images / D. Keren, M. Osadchy // *Machine Vision and Applications*. – 1999. – Vol. 11(4). – P. 197-202.
- [2] Jia, G. Spectral super-resolution reflectance retrieval from remotely sensed imaging spectrometer data / G. Jia, A. Hueni, D. Tao, R. Geng, M.E. Schaepman, H. Zhao // *Optics Express*. – 2016. – Vol. 24(17). – P. 19905-19919.
- [3] Park, S.C. Super-resolution image reconstruction: a technical overview / S.C. Park, M.K. Park, M.G. Kang // *IEEE signal processing magazine*. – 2003. – Vol. 20(3). – P. 21-36.
- [4] Li, L. Super-Resolution Reconstruction of High-Resolution Satellite ZY-3 TLC Images / L. Li, W. Wang, H. Luo, S. Ying // *Sensors*. – 2017. – Vol. 17(5). – P. 1062.
- [5] Akgun, T. Super-resolution reconstruction of hyperspectral images / T. Akgun, Y. Altunbasak, R.M. Mersereau // *IEEE Trans. on Image Proc.* – 2005. – Vol. 11(11). – P. 1860-1875.
- [6] 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.
- [7] Моисеев, Н. Методы оптимизации / Н. Моисеев, Ю. Иванилов, Е. Столярова. – Москва: «Наука», Главная редакция физико-математической литературы, 1978. – 352 с.
- [8] Максимов, А.И. Адаптивная интерполяция многомерных сигналов при дифференциальной компрессии / М.В. Гашников, А.И. Максимов // *Компьютерная оптика*. – 2018. – Т. 42, № 4. – С. 679-687. DOI: 10.18287/2412-6179-2018-42-4-679-687.
- [9] Гашников, М.В. Интерполяция на основе контекстного моделирования при иерархической компрессии многомерных сигналов / М.В. Гашников // *Компьютерная оптика*. – 2018. – Т. 42, № 3. – С. 468-475. DOI: 10.18287/2412-6179-2018-42-3-468-475.
- [10] Vybornova, Y.D. Application of spatial interpolation methods for restoration of partially defined images / Y.D. Vybornova // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2018. – Vol. 2210. – P. 89-95.
- [11] Красильников, Н.Н. Цифровая обработка 2D- и 3D-изображений: учебн. пособие. – Спб.: БХВ-Петербург, 2011. – 608 с.
- [12] Farsiu, S. Multiframe demosaicing and super-resolution of color images / S. Farsiu, M. Elad, P. Milanfar // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2006. – Vol. 15(1). – P. 141-159.
- [13] Сойфер, В.А. Методы компьютерной обработки изображений / М.В. Гашников, Н.И. Глумов, Н.Ю. Ильясова, В.В. Мясников, С.Б. Попов, В.В. Сергеев, В.А. Сойфер, А.Г. Храмов, А.В. Чернов, В.М. Чернов, М.А. Чичева, В.А. Фурсов; под ред. В.А. Сойфера. – М.: Физматлит, 2003. – 784 с.
- [14] Шовенгердт, Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений / Р.А. Шовенгердт. – М.: Техносфера, 2010. – С. 560.

Благодарности

Настоящая работа была выполнена при поддержке грантов РФФИ № 18-07-00748 а и № 16-29-09494 офи_м.

Spatial interpolation methods for spectral-spatial remote sensing image super-resolution algorithm based on gradient descent approach

A.M. Belov¹, A.Y. Denisova¹

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

Abstract. The paper deals with the influence of various spatial interpolation methods on the quality of spectral-spatial remote sensing image super-resolution reconstruction using gradient descent approach. The paper concerns an image super-resolution algorithm proposed by the authors earlier as an example of super-resolution method based on gradient descent approach. The algorithm consists in the observation model error minimization. The observation model connects input low resolution images and desired unknown high resolution image. The gradient descent iterations are performed in the high resolution spectral and spatial coordinates system. For this reason, the spatial interpolation operator is included in the observation model. Since the spatial interpolation methods affect both the quality of the reconstructed image and the algorithm convergence rate, the aim of our research is to select the most appropriate spatial interpolation method. In this paper, we examined such image quality indicators as the root-mean-square and absolute errors of the estimated high-resolution image, algorithm convergence rate, and the textural and color artifacts as well. The article presents the results of spatial-spectral super-resolution reconstruction of the hyperspectral remote sensing image fragments for such spatial interpolation methods as bilinear, bicubic and nearest neighbor interpolation.