

AN APPROACH TO THE PROBLEM OF EDGE ENHANCEMENT ON MULTISPECTRAL IMAGES

Ivan G. Kazantsev

Institute of Computational Mathematics and Mathematical Geophysics SB RAS,
Novosibirsk, Russia

Abstract

In this work, we investigate an approach for combination of the images in several spectral intervals, obtained as the result of image processing in remote sensing. The technique consists in the reduction of two-dimensional algorithms to a set of one-dimensional edge detection procedures. A new approach of the amplitude and phase data information stored in spectral channels is proposed. The approach investigated is applicable to processing of multispectral satellite imagery.

Keywords: Multispectral images, edge enhancement

ОБ ОДНОМ ПОДХОДЕ К ЗАДАЧЕ УЛУЧШЕНИЯ ГРАНИЦ НА МНОГОСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Казанцев И. Г.

Институт вычислительной математики и математической геофизики СО РАН, Новосибирск

В работе рассматривается комплексирование изображений в нескольких спектральных диапазонах, получаемых при дистанционных исследованиях. Метод основан на сведении двумерных алгоритмов к набору одномерных процедур выделения границ. Предлагается также новый подход к использованию амплитудных и фазовых данных различных каналов. Исследуемые методы применимы в обработке многоспектральной информации дистанционного спутникового зондирования земной поверхности.

Ключевые слова: многоспектральные изображения, улучшение границ.

Введение. В работе рассматривается проблема использования многоспектральной информации для улучшения контраста границ на примере задачи восстановления изображений по рентгеновским проекциям, регистрируемым детекторами высокого спектрального разрешения. Предполагается, что границы присутствуют на многоспектральных визуальных данных в виде перепадов яркостей, наблюдаемых одновременно для всех каналов в исследуемых областях изображения. Модель формирования изображений известна и представлена некоторым интегральным преобразованием, обращение которого может быть получено итерационными методами [1]. Для известного распределения линейного коэффициента ослабления $f(x, y, z)$ среды, источника A и детектора B , рассмотрим модель формирования данных в виде преобразования Радона:

$$p(A, B) = \int_A^B f(x, y, z) dl.$$

Здесь dl – элемент длины на линии AB . Задача состоит в реконструкции f по данным проникающего излучения $p(A, B)$, регистрируемым большим множеством пар «источник - детектор», организованных в проекции. Итерационные методы рассматривают задачу восстановления изображений как дискретную линейную систему $Ax=b$, где проекционные данные b (дискретный аналог p) являются взвешенными суммами определенных элементов (пикселей) изображения, лексикографически представленного в виде вектора x . Для различных видов дистанционного зондирования определяется своя системная матрица как для проникающего, так и для отраженного, а также других типов взаимодействия излучения и исследуемого объекта.

Метод. Одним из активно используемых на практике методов является алгоритм Качмажа, известный также как ART (Algebraic reconstruction techniques) [2], использующий построчную обработку проекционной матрицы и потому экономный. В этой работе рассматривается итерационный алгоритм ART, модифицированный на основе методов условной минимизации полной вариации (TV – total variation), с целью улучшения качества реконструкции, уменьшения артефактов и уточнения границ на реконструкции при малом числе направлений просвечивания. Предполагается, что объекты имеют кусочно-постоянные коэффициенты ослабления. Это проявляется в скачкообразном изменении значений восстанавливаемой функции от объекта (фона) к объекту, что наблюдается во многих задачах томографии и обработки изображений. Предполагается также, что эти скачки имеют место в одних и тех же областях изображений для всех спектральных каналов (рис. 1).

Пусть A_m – вектор-строка ($m = 1, \dots, M$) матрицы A длиной N ; b – вектор-столбец правой части длиной M ; λ – параметр релаксации; $nIter$ – число итераций ART. В псевдокодах очередная итерация метода ART имеет вид

$$x_{ART}^{(k+1)} \leftarrow x_{ART}^{(k)} + \lambda \frac{\langle A_m, x_{ART}^{(k)} \rangle}{\langle A_m, A_m^T \rangle} A_m^T$$

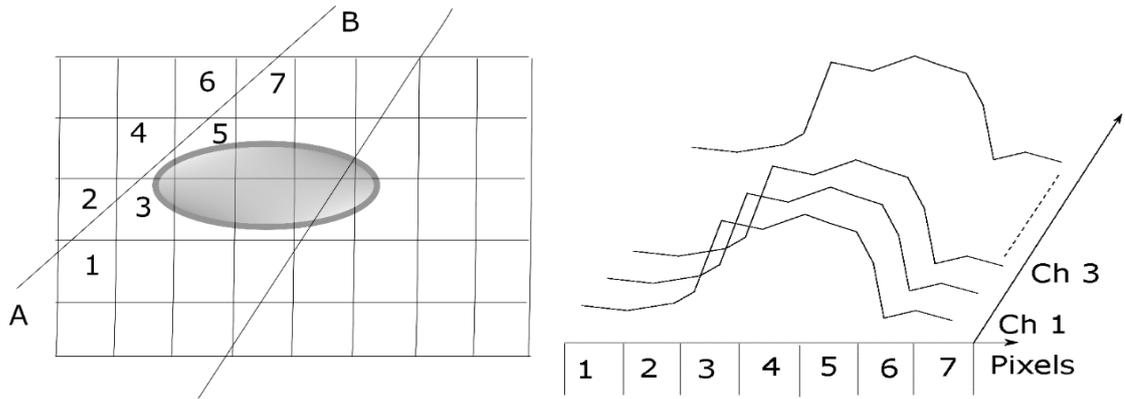


Рис. 1. Дискретная модель многоспектральной томографии. Слева – геометрическая модель прохождения луча AB через цифровое изображение размером 5×8 пикселей. Пиксели, пересекаемые лучом, обозначены вдоль луча как отсчеты (1 2 3 4 5 6 7) и составляют дискретную ступенчатую последовательность. Справа – профили значений коэффициента ослабления вдоль луча AB для различных энергий проникающего излучения в каналах $Ch1, Ch2, \dots$.

Модуль градиента двумерного изображения x вычисляется в пикселе (s, t) по формуле

$$|\nabla x_{s,t}| = \sqrt{(x_{s,t} - x_{s-1,t})^2 + (x_{s,t} - x_{s,t-1})^2}$$

Целевой функцией выбрана L_1 -норма градиента, называемая полной вариацией (total variation – TV) изображения x :

$$\|x\|_{TV} = \sum_{s,t} |\nabla x_{s,t}| = \sum_{s,t} \sqrt{(x_{s,t} - x_{s-1,t})^2 + (x_{s,t} - x_{s,t-1})^2}$$

Задача условной оптимизации формулируется так: найти изображение x

$$x = \operatorname{argmin} \|x\|_{TV}$$

с ограничениями:

$$Ax = b, x \geq 0$$

Полученный алгоритм называется ART-TV и в псевдокоде имеет вид

```

1: function ART-TV ( $A, b, M, N, \lambda, \alpha, nIter, nTV$ )
2:    $x^{(0)} \leftarrow 0$ 
3:   for  $k \leftarrow 1$  to  $nIter$  do
4:      $x^{(k)} \leftarrow x^{(k-1)}$ 
5:      $x^{ART} \leftarrow x^{(k)}$ 
6:     for  $m \leftarrow 1$  to  $M$  do
7:        $x^{ART} \leftarrow x^{ART} + \lambda \langle A_m, x^{ART} \rangle / \langle A_m, A_m^T \rangle A_m^T$            ART
8:     end for
9:      $x^{POS} \leftarrow \max(0, x^{ART})$ 
10:     $\beta \leftarrow \|x^{POS} - x^{ART}\|_2$ 
11:     $x^{TV} \leftarrow x^{POS}$ 
12:    for  $q \leftarrow 1$  to  $nTV$  do                                           TV
13:       $dx^{TV} \leftarrow \nabla_x \|x\|_{TV}$ 
14:       $dx^{TV} \leftarrow dx^{TV} / \|dx^{TV}\|_2$ 
15:       $x^{TV} \leftarrow x^{TV} - \alpha \cdot \beta \cdot dx^{TV}$ 
16:    end for
17:     $x^{(k)} \leftarrow \max(0, x^{TV})$ 
18:  end for
19:  return  $x^{(nIter)}$ 
20: end function

```

INPUT: матрица A размером $M \times N$; вектор-столбец правой части b длины M ; λ - параметр релаксации ART; α - параметр минимизации TV; $nIter$ - число итераций ART; nTV - число итераций цикла минимизации полной вариации.

OUTPUT: восстановленное изображение $x^{(nIter)}$.

Проведены вычислительные эксперименты с реконструкциями по 20 проекциям методами ART и ART-TV (Рис. 2, Рис. 3 и Рис. 4).

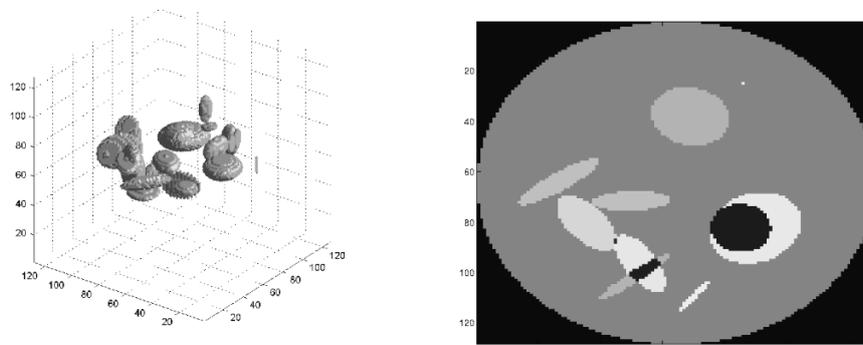


Рис. 2. Дискретная модель. Слева – фантом $128 \times 128 \times 128$. Справа – изображение центрального горизонтального слоя.

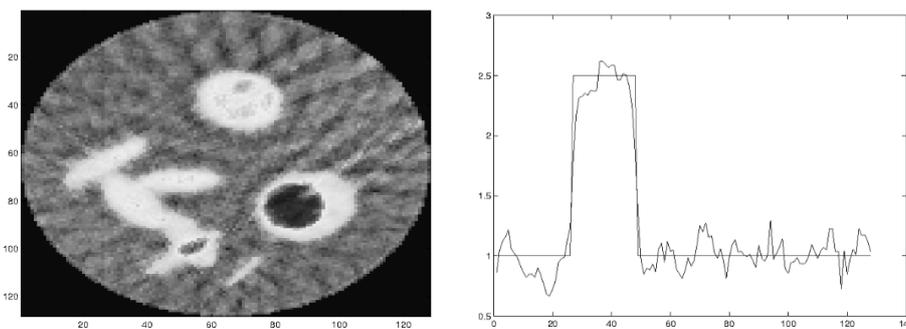


Рис. 3. Реконструкция фантома вычислена по 20 проекциям каждая с 384 детекторами, в результате пяти ART итераций и пяти итераций при минимизации TV. Слева – минимизация полной вариации вычислена на всем двумерном изображении. Нормализованная среднеквадратичная ошибка равна 0.07. Справа – профили центральных столбцов фантома и реконструкций.

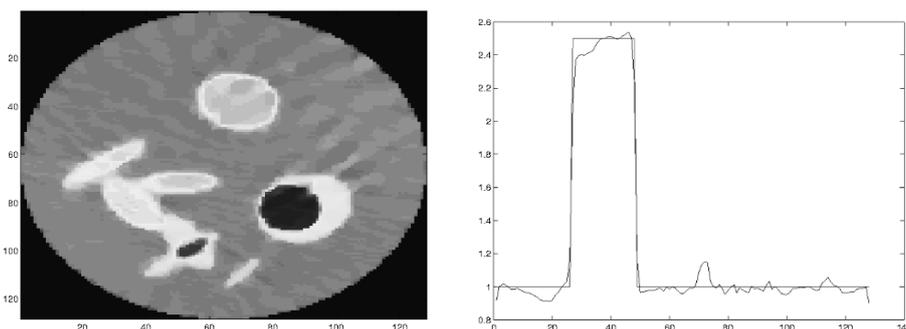


Рис. 4. Реконструкция фантома вычислена по 20 проекциям каждая с 384 детекторами, в результате пяти ART итераций и пяти итераций при минимизации TV. Слева – минимизация осуществлена на одномерных массивах пикселей, посещаемых лучом просвечивания. Нормализованная среднеквадратичная ошибка равна 0.05. Справа – сравниваются профили центральных столбцов фантома и реконструкций.

Использовалась минимизация полной вариации в двух вариантах – по всему двумерному носителю изображения (известный подход) и по наборам пикселей, лежащих на лучах просвечивания (предлагаемый в этой работе). Во втором подходе все формулы вычисления вариаций

модифицированы на одномерный случай. Идея состоит в снижении размерности полной вариации и управляемой сегментации границ и скачков на многоспектральных реконструкциях. На данный момент изображения обрабатываются отдельно для каждого канала. Литература по обнаружению скачков в одномерных сигналах пополняется постоянно и появляется много новых эффективных методов [3]. Если имеется K спектральных каналов регистрации, а текущий луч пересекает поле изображения в L пикселах, то можно исследовать матрицы одномерных профилей (Рис. 1) размером $K \times L$ для совместного анализа границ на многоспектральной информации, поскольку границы областей объективно существуют одновременно в определенном пикселе на всех каналах. В задачах дистанционного зондирования данные уже представлены многоспектральными изображениями и проблема улучшения и выделения границ может рассматриваться для произвольного набора прямых линий, набрасываемых на поле снимка случайно или согласно выбранному правилу. Возможно обобщение данного подхода на произвольные криволинейные траектории обхода областей изображений синхронно для всех спектральных каналов с последующим применением оптимизационных методов [4], [5].

Рассмотрим множество изображений $f_k, k = 1, \dots, K$ в K спектральных диапазонах. Вычислим для каждого изображения его амплитуду и фазу: (A_k, φ_k) . Они также представляют собой некоторые изображения. Составим новые изображения $\{B_{k_1, k_2} = (A_{k_1}, \varphi_{k_2})\}$ для каждого $1 \leq k_1, k_2 \leq K$ с амплитудными A_{k_1} и фазовыми изображениями φ_{k_2} соответственно. Тогда можно рассматривать большую блочную $K \times K$ матрицу, диагональные блоки которой являются исходными изображениями, а блоки вне диагонали - перекрестно синтезированные изображения, с целью классификации и исследования взаимной информации в спектральных каналах. Это предмет исследований в будущем.

Заключение. В статье применен хорошо адаптируемый к различным геометриям просвечивания и теоретически точный алгебраический итерационный метод ART-TV, в котором на каждой итерации осуществляется минимизация полной вариации градиента реконструируемого изображения и его подобластей. Рассматриваемые подходы могут быть применены в задаче улучшения границ на многоспектральных данных дистанционного зондирования введением одномерной обработки на линейных подобластях изображений.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (грант № 16-07-00066) и Программы I.33П Президиума РАН (проект № 0315-2015-0012).

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2005. 1072 с.
- [2] Sidky E.Y., Pan X. Image reconstruction in circular cone-beam computed tomography by constrained, total-variation minimization // *Physics in Medicine and Biology*. – 2008. – V. 53. – P. 4777–4807.
- [3] Condat L. A Direct Algorithm for 1-D Total Variation Denoising // *IEEE Signal Processing Letters*. – 2013. – V. 20. – P. 1054–1057.
- [4] Rudin L.I., Osher S., Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms // *Physica D*. – 1992. – V. 60. – P. 259–268.
- [5] Chambolle A. An Algorithm for Total Variation Minimization and Applications // *Journal of Mathematical Imaging and Vision*. – 2004. – V. 20. – P. 89–97.