



Литература

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. - М.: Техносфера, 2005. - 1072 с.
2. Голуб Дж., Ван Лоун Ч. Матричные вычисления: Пер. с англ.-М.: Мир, 1999.- 548 с.
3. Сазонов В.В., Щербаков М.А. Применение сингулярного фильтра Винера-Колмогорова при восстановлении изображений. // Инновационные информационные технологии: Труды междунар. науч.-практ. конф. – М.: МИЭМ, 2012. - С.309-312.
4. Щербаков М.А., Сазонов В.В. Проектирование нелинейных фильтров с адаптацией к локальным свойствам изображения. // Проблемы автоматизации и управления в технических системах: Труды международного симпозиума.- Пенза: Пенз. гос. ун-т. – 2013. – С.185-191.

В.В. Сазонов, М.А. Щербаков

ВОССТАНОВЛЕНИЕ СЛАБОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

(Пензенский государственный университет)

Введение

Одной из актуальных проблем обработки цифровых изображений является проблема анализа и коррекции слабоконтрастных изображений. Область практических приложений составляет здесь целый спектр задач, начиная от улучшения качества медицинских исследований, задач неразрушающего контроля, продолжая повышением достоверности результатов дистанционного зондирования и т.д. Основная задача заключена в том, чтобы сделать визуально неразличимые участки или детали объекта видимыми.

Изображения, полученные в неблагоприятных условиях освещенности, часто не используют весь диапазон возможных градаций яркости, что и предопределяет их низкую информативность. В этих случаях контрастность изображения, яркости элементов которого расположены в узком промежутке возможных значений, низкая. В результате соседние на изображении фрагменты имеют слишком близкую яркость, что и обуславливает их плохую различимость. К тому же цифровые изображения получаются сильно зашумленными, вследствие этого актуальной задачей является улучшение качества изображений путем повышения контраста с одновременным подавлением шумов. Естественно, что эти цели часто вступают в противоречие друг с другом: повышение контраста одновременно усиливает и шумы, а фильтрация помех наряду с шумами подавляет и полезную информацию. Более того, при сглаживании возникают ложные границы, сопоставимые по яркости с границами слабоконтрастных объектов.

Традиционные методы цифровой обработки изображений, использующие жестко детерминированные алгоритмы восстановления (методы линейного преобразования и нормализации гистограммы, выделения контура и т.п.) при



отсутствии предварительной информации о пространственном и частотном составе сигнала не способны на качественное решение данной проблемы.

Метод восстановления слабоконтрастных изображений

Предлагаемый подход к восстановлению информативности слабоконтрастных изображений представляет собой комбинацию двух взаимосвязанных задач: улучшения контрастности изображения с одновременным подавлением имеющихся помех. Как уже было отмечено [1], слабую контрастность снимков, полученных в «нормальных» условиях, можно отнести, например, и к субъективной проблеме различения соседних уровней при определении границ между фрагментами растрового изображения. Причем, эта субъективность, проявляется, прежде всего, в классификации причин слабой контрастности (недостаточная освещенность и т.д.)

Любые действия по «улучшению» изображений в общем случае описываются моделью вида $\mathbf{X} = \Psi(\mathbf{A})$, где \mathbf{A} - исходное изображение, \mathbf{X} – скорректированное изображение, Ψ – некоторый целевой функционал преобразований.

Предлагаемый метод восстановления слабоконтрастных изображений является развитием методов обработки цифровых сигналов и изображений, основанных на анализе матрицы исходных данных в базисе сингулярных чисел и сингулярных векторов (*Singular Value Decomposition*) [2].

Пусть матрица $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, состоящая из вещественных чисел, имеет m столбцов и n строк, причем $m > n$, представлена в виде SVD-разложения

$$\mathbf{A} = \sigma_1 \cdot \mathbf{A}_1 + \sigma_2 \cdot \mathbf{A}_2 + \dots + \sigma_n \cdot \mathbf{A}_n = \sum_{i=1}^n \sigma_i \cdot \mathbf{u}_i \cdot \mathbf{v}_i^T, \quad (1)$$

где \mathbf{u}_i и \mathbf{v}_i - левый и правый сингулярные вектора, $\sigma_i \geq 0$ - сингулярные числа матрицы \mathbf{A} .

При этом сингулярное разложение переводя матрицу \mathbf{A} из исходного пространства единичных векторов $\langle \mathbf{e}_i, \mathbf{e}_i \rangle$ в ортогональное пространство сингулярных векторов $\langle \mathbf{u}_i, \mathbf{v}_i \rangle$, одновременно осуществляет и ее линейную декомпозицию на ряд составляющих, причем сингулярное число σ_i определяет «вес» отдельной компоненты.

В терминах матричного анализа SVD-разложение предполагает возможность аппроксимации матрицы исходных данных матрицей более низкого ранга, что позволяет реализовать устойчивые процедуры функциональных преобразований исходных данных.

Из теории матричного анализа более известно [3] другое представление сингулярного разложения (1) в виде

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \cdot \mathbf{\Lambda} \cdot \mathbf{V}^T, \quad (2)$$

где \mathbf{U} и \mathbf{V} есть матричное представление левых и правых сингулярных векторов в (1), а $\mathbf{\Lambda}$ – диагональная матрица с элементами σ_i .

Учитывая, что для матриц неполного ранга \mathbf{A} сингулярные значения σ_i принимают только положительные, не равные нулю значения, то известно равенство [4]

$$\Psi(\mathbf{A}) = \Psi(\mathbf{\Lambda}) \quad (3)$$



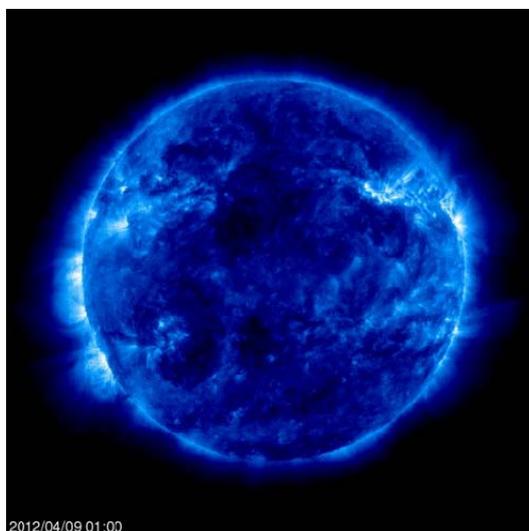
позволяет предложить набор целенаправленных процедур анализа элементов диагональной матрицы Λ сингулярных значений.

Если воспользоваться терминологией гармонического разложения в ряд Фурье, можно заметить, что SVD-факторизация (1) исходных данных является ее аналогом, только в координатах собственных «сингулярных гармоник» с коэффициентом, равным вектору сингулярных чисел. Причем, для сингулярных чисел выполняется условие $\sigma_{i-1} \geq \sigma_i$, а частоты собственных векторов возрастают с увеличением индекса разложения.

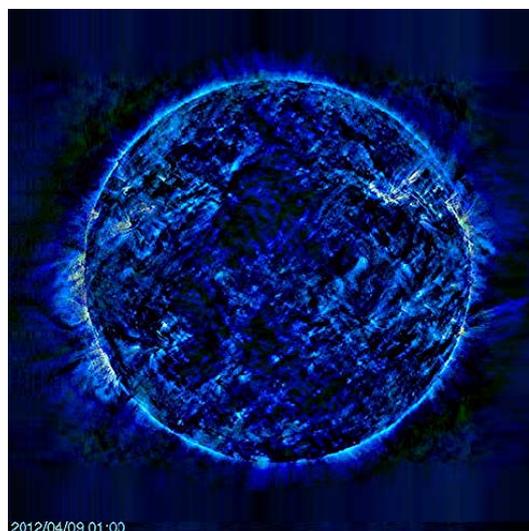
Поскольку проблема повышения информативности слабоконтрастных изображений относится к одной из задач высокочастотной (ВЧ) фильтрации, то, учитывая равенство (3), улучшение изображений возможно средствами нелинейного преобразования сингулярных чисел $\Lambda^* = \Psi(\Lambda)$ с последующим восстановлением (2) матрицы Λ^* .

Результаты экспериментов

На рисунках приведены результаты восстановления слабоконтрастных изображений на основе сингулярного разложения матрицы исходных данных, использующего логарифмическое преобразование сингулярных чисел совместно с процедурой фильтрации аддитивных помех [5]. Исходные снимки относятся к различным областям, начиная от астрономии, где возможны повторные исследования, заканчивая уникальными фотографиями [6], полученными с помощью марсохода NASA Curiosity.



а)



б)

Рис.1. Контрастирование астрономического снимка:

а) исходное изображение солнца; б) результат SVD-контрастирования

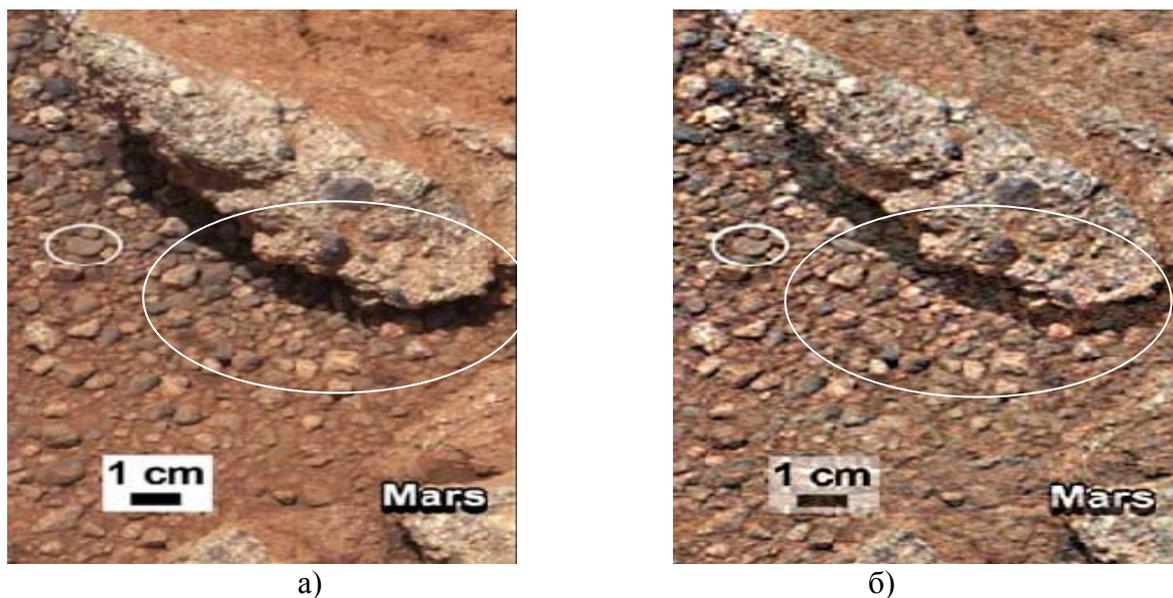


Рис.2. Контрастирование изображения поверхности Марса (марсоход NASA Curiosity [6]): а) исходный снимок; б) результат SVD-контрастирования

Данные иллюстрации демонстрируют информационные возможности предложенного метода получения дополнительных сведений о структуре, как локальных областей изображения, так и всей картинке целиком.

Заключение

В статье изложен новый метод восстановления слабоконтрастных изображений на основе сингулярного разложения матрицы исходных данных. Представленные информационные возможности данного подхода подтверждены результатами восстановления контрастности реальных цифровых изображений. В качестве направления дальнейших исследований предполагается предложить методы и алгоритмы анализа результатов SVD-разложения массива исходных данных (в частности вектора сингулярных значений) для синтеза контрастирующих SVD-фильтров, оптимальных, с точки зрения, определенных критериев и эффективных, с точки зрения, вычислительных затрат.

Литература

1. Gonzales R.C., Woods R.E. Digital image processing. - Boston, MA Addison-Wesley, 2001. - 823 p.
2. Форсайт Дж., Малькольм М., Моулер К. Машинные методы математических вычислений: Пер. с англ. - М.: Мир, 1980. – 279 с.
3. Голуб Дж., Ван Лоун Ч. Матричные вычисления: Пер. с англ.-М.:Мир, 1999.- 548 с.
4. Гантмахер Ф.Р. Теория матриц. – М.: Наука, 1966. – 576 с.
5. Сазонов В.В. Восстановление телеизмерительной информации на фоне аддитивных помех. Надежность и качество-2012: Труды междунар. симпозиума.- Пенза, изд-во ПГУ, 2012.Т.2. С.381-383.
6. <http://mars.jpl.nasa.gov/msl/multimedia/images/> - Интернет-ресурс.