

Регуляризованный по Тихонову биспектральный вариационный метод обработки оптических изображений

А.А. Потягало¹, А.В. Ларичев², А.В. Разгулин³, Н.Г.Ирошников⁴

¹ ABBYY, Anastasiya_Poty@abby.com

² МГУ им. М.В. Ломоносова, физический факультет, larichev@optics.ru

³ МГУ им. М.В. Ломоносова, факультет ВМиК, razgulin@cs.msu.su

⁴ МГУ им. М.В. Ломоносова, физический факультет, nikita@optics.ru

АННОТАЦИЯ

Для решения задач восстановления изображений в условиях сильных фазовых искажений предлагается использовать регуляризованный по Тихонову биспектральный вариационный метод. Он сочетает такие преимущества биспектрального подхода, как возможность сохранения и восстановления фазовой информации, инвариантность к случайным сдвигам исходного сигнала, нетребовательность к количественной априорной информации о

статистических свойствах наблюдаемых сигналов. В комбинации с регуляризованным по Тихонову вариационным методом, который позволяет устойчиво обрабатывать изображения больших размеров, получается достаточно эффективный метод восстановления изображений. Приведенные в работе результаты тестирования метода в случае атмосферных и водных фазовых искажений выявили его преимущества перед традиционно используемым рекурсивным биспектральным методом.

1. ВВЕДЕНИЕ

Во многих прикладных задачах оценивания параметров изображений процесс обработки наблюдаемых изображений сопровождается значительными трудностями при извлечении исходной информации, которая искажена помехами различного происхождения и уровня. При этом статистические характеристики шума часто априорно полностью не определены или определены частично и не точно [1]. Данная ситуация типична для прикладных задач обнаружения и распознавания сигналов в радиолокации, гидролокации, оптической и радио астрономии, а также в системах дистанционного зондирования и в диагностических системах обработки медицинских сигналов. Поэтому, практическая реализация разнообразных методов фильтрации [2] и восстановления изображений в шумах сопряжена с постоянно растущим интересом для широкого круга специалистов в различных областях.

Среди традиционных подходов, обеспечивающих подавление помех при решении задач обработки изображений, используются методы Винерской и инверсной фильтрации [3,4], методы линейной и нелинейной фильтрации с помощью двумерных и одномерных скользящих окон [5,6], адаптивные алгоритмы восстановления изображений [7]. Эффективность первой группы методов в значительной степени зависит от полноты априорных сведений о статистике сигналов и помех, которые на практике имеются далеко не всегда. Подходы, использующие теорию линейной фильтрации, в ряде случаев позволяют реализовать оптимальные по критерию минимума среднеквадратической ошибки практические алгоритмы обработки изображений при условии, например,

нормального распределения аддитивного шума. Однако, в условиях воздействия помех с распределением, отличным от нормального, например, в условиях воздействия смешанного шума, который может включать в себя аддитивную Гауссову компоненту и импульсный шум, лучшие по отношению к методу линейной фильтрации результаты обеспечивают методы и алгоритмы нелинейной фильтрации. Данная группа методов, несмотря на характерные для них специфические динамические искажения, обеспечивает успешное решение задачи подавления смешанного (негауссова) шума в условиях полной или частичной априорной неопределенности в отношении свойств шумов за счет использования какого-либо фильтра из немалого числа разнообразных сглаживающих фильтров, разработанных к настоящему времени. Однако эффективность этой группы методов падает при обработке "импульсных" сигналов, то есть сигналов, представляющих собой набор импульсов, длительность которых сравнима с длительностью помеховых импульсных выбросов, а также в случаях, когда для нескольких наблюдаемых реализаций обрабатываемых сигналов имеют место случайные сдвиги информационной составляющей, которые могут быть, например, обусловлены влиянием турбулентности канала распространения сигналов. Стоит также отметить, что границы применимости традиционных методов фильтрации и восстановления сигналов сильно зависят от отношения сигнала к шуму на входе измерительной системы. В большинстве перечисленных методов требуемая на практике точность оценивания параметров сигнала удается реализовать только для

отношений сигнал/шум, значительно превосходящих единицу.

Для целого ряда важных прикладных задач обработки сигналов и изображений, например, для задач обнаружения слабых целей в радиолокации и в гидролокации, а также при получении изображений объектов малой интенсивности в астрономии, отношение сигнал/шум не превышает единицу или имеет значение, ненамного превышающее единицу. К одному из перспективных подходов, который обеспечивает хорошие результаты при решении задач восстановления изображений в таких условиях, относится подход, основанный на использовании корреляционных функций третьего порядка и биспектров [8, 9].

Напомним, что корреляцией двух функций $f(x, y)$ и $g(x, y)$ называется функция

$$f(x, y) \otimes g(x, y) = \int f(\xi, \eta) g(x + \xi, y + \eta) d\xi d\eta.$$

Тройной корреляцией функции $o(x, y)$ называется функция

$$o^{(3)}(x_1, y_1, x_2, y_2) = \int o^*(x, y) o(x + x_1, y + y_1) o(x + x_2, y + y_2) dx dy. \quad (1)$$

Биспектром функции называется преобразование Фурье от её тройной корреляции:

$$O^{(3)}(u_1, v_1, u_2, v_2) = \mathcal{F}\{o^{(3)}(x_1, y_1, x_2, y_2)\}. \quad (2)$$

Несмотря на сложность вычисления тройных корреляционных функций и биспектров по сравнению с обычными корреляционными функциями и энергетическими спектрами, моменты третьего порядка отличаются несколькими принципиальными преимуществами:

1. Тройная корреляционная функция позволяет сохранить комплексный Фурье-спектр сигнала, и, следовательно, восстановить информацию о фазовых характеристиках исходного изображения.
2. Тройная корреляционная функция Гауссова шума стремится к нулю, что обеспечивает в ряде практических приложений робастность алгоритмов восстановления негауссовых сигналов на фоне Гауссовых шумов.
3. Биспектр инвариантен к смещению исходного сигнала.

Благодаря перечисленным выше преимуществам тройные корреляционные функции и биспектры успешно используются для обработки сигналов и изображений в гидролокации, астрономии ([9-12]), оптике ([13]), в системах обработки биомедицинских сигналов ([14]), в системах дистанционного зондирования и др. Несмотря на это, ряд важных

вопросов, таких как улучшение оценок сигналов, восстановленных по оценкам биспектров, а также исследование устойчивости оценок биспектров к воздействию негауссовых шумов, например, смешанных шумов, остаются до сих пор недостаточно изученными, что вполне закономерно, так как до последнего времени не хватало технических возможностей для сбора данных и последующей их обработки. Например, в системах обработки астрофизических изображений необходимо обрабатывать большое (порядка 10^3) количество кадров с различными искажениями, а это стало возможным совсем недавно.

В свою очередь, биспектральные методы обработки изображений можно разделить на два класса, каждый из которых ориентирован на решение своего круга задач. К первому классу относится рекурсивный метод, основанный на непосредственном решении получающейся линейной алгебраической системы относительно фазовой функции биспектра. Он неплохо зарекомендовавший себя в работе с относительно небольшими изображениями, особенно при добавлении какого-либо сглаживающего фильтра. Второй класс, использующий вариационный подход и основанный на минимизации функционала невязки, дает более точно восстановленное изображение и, требуя меньших вычислительных затрат, может быть использован для обработки большого количества данных. Для борьбы с нежелательными искажениями этот метод применяется в сочетании с итеративной регуляризацией.

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Для рассматриваемых в данной работе оптических систем формирования изображений характерна приведенная на рис. 1 схема преобразования изображений. Добавление помех $p(x, y)$ в фазу исходной функции происходит уже в фокальной плоскости, так же, как и изменения, вносимые функцией зрачка $M(x, y)$. В плоскости изображения осуществляется преобразование Фурье над уже видоизмененным пространственно-частотным спектром и формируется распределение амплитуд света, описываемое уравнением:

$$i(x, y) = \mathcal{F}\{M(x, y) \cdot \exp\{ip(x, y)\} \cdot \mathcal{F}\{o(x, y)\}\} = o(x, y) * h(x, y). \quad (3)$$

Таким образом, распределение комплексных амплитуд в выходной плоскости представляет собой свертку входного сигнала $o(x, y)$ с импульсной характеристикой

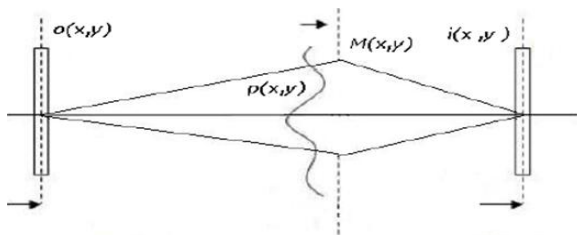


Рис. 1. Схема устройства пространственного преобразования изображений.

системы пространственных преобразований $h(x, y) = \mathcal{F}\{M(x, y) \cdot \exp\{ip(x, y)\}\}$. Искажения, вносимые функцией $p(x, y)$ в систему, могут оказаться достаточно серьезными, поэтому одного изображения для восстановления исходного, как правило, оказывается недостаточно. В этой ситуации рассматривается серия искаженных изображений, алгоритм обрабатывает их по очереди, а потом усредняет результат.

3. ОБЩЕЕ ОПИСАНИЕ БИСПЕКТРАЛЬНОГО ПОДХОДА

Следуя [9] напомним основные этапы биспектрального подхода. После применения преобразования Фурье к соотношению (3) имеем:

$$I(u, v) = O(u, v) \cdot H(u, v), \tag{4}$$

где $I(u, v) = \mathcal{F}\{i(x, y)\}$, $H(u, v) = \mathcal{F}\{h(x, y)\}$, $O(u, v) = \mathcal{F}\{o(x, y)\}$. Для того чтобы восстановить функцию $O(u, v)$ воспользуемся ее представлением через модуль $|O(u, v)|$ и фазу $\varphi(u, v)$

$$O(u, v) = |O(u, v)| \exp\{i\varphi(u, v)\}, \tag{5}$$

которое дает возможность восстановить модуль и фазу искомой функции параллельно. Модуль $|O(u, v)|$ находится из соотношения (4):

$$|O(u, v)|^2 = \frac{|I(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + \varepsilon},$$

где ε - малый параметр, подобранный для того, чтобы избежать деления на ноль. Отметим, что здесь и ниже при практической реализации алгоритма для серии изображений вместо $|I(u, v)|^2$ и $|H(u, v)|^2$ используются соответствующие усреднения по всей серии изображений.

Для восстановления фазы используется связь биспектральных функций исходного изображения, наблюдаемого изображения и аппаратной функции. С одной стороны, биспектральная функция (биспектр) $O^{(3)}(u, u_j, v, v_j)$ вычисляется как образ Фурье тройной корреляции $o^{(3)}(x, x_j, y, y_j)$ и, в силу (1) и (2), удовлетворяет тождеству

$$O^{(3)}(u, u_j, v, v_j) = O(u, u_j)O(v, v_j)O^*(u + u_j, v + v_j). \tag{6}$$

С другой стороны, из (4) вытекает соотношение

$$I^{(3)}(u, u_1, v, v_1) = O^{(3)}(u, u_1, v, v_1) \cdot H^{(3)}(u, u_1, v, v_1).$$

Учитывая (6) и представления

$$I^{(3)}(u, u_1, v, v_1) = |I^{(3)}(u, u_1, v, v_1)| \cdot \exp\{i\beta(u, u_1, v, v_1)\}, \\ O^{(3)}(u, u_1, v, v_1) = |O^{(3)}(u, u_1, v, v_1)| \cdot \exp\{i\varphi(u, u_1, v, v_1)\},$$

в силу вещественности биспектра $H^{(3)}(u, u_1, v, v_1)$ передаточной функции [9] получаем, что фазовые множители биспектра наблюдаемой функции и исходной функции совпадают:

$$\exp\{i\beta(u, u_1, v, v_1)\} = \exp\{\varphi(u, u_1) + \varphi(v, v_1) - \varphi(u + v, u_1 + v_1)\}. \tag{7}$$

Далее мы рассмотрим и сравним два метода нахождения искомой фазы $\varphi(u, v)$ из уравнения (7) - рекурсивный и вариационный.

4. РЕКУРСИВНЫЙ БИСПЕКТРАЛЬНЫЙ МЕТОД

Рекурсивный метод восстановления фазы был известен ещё в 70-х годах и основан на записи частного случая уравнения (7), отвечающего равенству фаз комплексных экспонент:

$$\beta(u, u_1, v, v_1) = \varphi(u, u_1) + \varphi(v, v_1) - \varphi(u + v, u_1 + v_1). \tag{8}$$

После дискретизации на сетке уравнение (8) приводится к системе линейных алгебраических уравнений, решение которой находится по явным формулам при некоторых дополнительных ограничениях. Кратко остановимся на реализации этого метода.

Для дискретизации вводится сетка с шагами

$\Delta u, \Delta u_1, \Delta v, \Delta v_1$ по соответствующим переменным

$$\begin{aligned} u_p &= p \cdot \Delta u, & u_{p_1} &= p_1 \cdot \Delta u_1, & v_q &= q \cdot \Delta v, \\ & & v_{q_1} &= q_1 \cdot \Delta v_1, & p, p_1, q, q_1 & \\ & & & & &= -N \dots N, \end{aligned}$$

а также сеточные функции

$$\begin{aligned} O_{p,p_1} &= \\ O(u_p, u_{p_1}), & O_{p,p_1,q,q_1}^{(3)} = O_n^{(3)}(u_p, u_{p_1}, v_q, v_{q_1}), \\ \beta_{p,p_1,q,q_1} &= \beta(u_p, u_{p_1}, v_q, v_{q_1}), & \varphi_{p,q} &= \varphi(u_p, v_q). \end{aligned}$$

Для введенных сеточных функций с учетом обозначений для $r = p + q, r_1 = p_1 + q_1$ соотношение для фаз (8) при $q = 1$ принимает вид:

$$\varphi_{r,r_1} = \varphi_{1,1} + \varphi_{r-1,r_1-1} - \beta_{r-1,1,r_1-1,1}.$$

Так как $O_n(u, v)$ - эрмитова функция и $\varphi_{r,r_1} = \varphi_{-r,-r_1}$, то $\varphi_{0,0} = 0$. Предполагая далее, что расположение восстановленного сигнала несущественно, получаем $\varphi_{1,1} = 0$. Тогда соотношение между значениями функций β и φ на рассматриваемой сетке принимает следующий вид:

$$\begin{aligned} \varphi_{2,1} &= \varphi_{1,1} - \beta_{1,1,1,1}, \\ \varphi_{3,1} &= \varphi_{1,1} + \varphi_{2,1} - \beta_{2,1,1,1} \\ &= 3\varphi_{1,1} - \beta_{2,1,1,1} - \beta_{1,1,1,1}, \\ &\dots \\ \varphi_{r,1} &= r\varphi_{1,1} - \beta_{1,1,1,1} - \beta_{2,1,1,1} - \dots - \beta_{r-1,1,1,1}. \end{aligned}$$

Отсюда находится фаза $\varphi(u, v)$, затем $O(u, v)$ из (5), и, наконец, искомая функция $o(x, y)$:

$$o(x, y) = \mathcal{F}^{-1}\{O(u, v)\}.$$

Рекурсивный метод достаточно прост в реализации и неплохо зарекомендовал себя в работе с одномерными сигналами. В двумерном случае его практическое применение ограничено изображениями небольшого размера, поскольку с ростом размера изображений эффективность рекурсивного метода резко падает из-за медленной работы. Точность вычислений, проведенных рекурсивным методом, как правило, ниже, чем точность вычислений, проведенных вариационным методом. Результаты сравнения работы рекурсивного метода и вариационного приведены в следующем разделе.

5. ВАРИАЦИОННЫЙ МЕТОД

Рекурсивный биспектральный метод основан на уравнении (8), которое записано относительно фазовых функций и требует вычисления фазы $\beta(u, u_1, v, v_1)$ биспектра наблюдаемого сигнала. В условиях существенных искажений этап выделения этой фазы может сопровождаться дополнительными вычислительными неустойчивостями. Чтобы уменьшить негативное влияние этих неустойчивостей и одновременно получить возможность обрабатывать изображения большого размера или кадры с большим количеством искажений, будем работать не с фазами, но с фазовыми множителями в (8). Кроме того, вместо решения уравнения (8) для фазовых множителей соответствующих биспектров поставим вариационную задачу нахождения минимума функционала невязки, который описывает среднеквадратичное отклонение комплексных экспонент по узлам сетки:

$$E(\varphi) = \sum_{ijkl} \left[(\text{Re } \Delta_{i,j,k,l})^2 + (\text{Im } \Delta_{i,j,k,l})^2 \right] \rightarrow \min,$$

где $\Delta_{i,j,k,l} = \exp\{i\beta_{i,j,k,l}\} - \exp\{i(\varphi_{i,j} + \varphi_{k,l} - \varphi_{i+k,j+l})\}$.

При выборе подходящего метода минимизации с учетом размерность задачи оказывается, что градиентный метод является наиболее приемлемым. Обладая меньшей скоростью сходимости по сравнению квазиньютоновскими методами, градиентный метод не требует вычисления и хранения матрицы вторых производных большого размера, так что он хорошо подходит для рассматриваемого класса задач.

Градиентный метод состоит в построении минимизирующей функционал $E(\varphi)$ последовательности $\varphi^{(k)} = \{\varphi_{i,j}^{(k)}\}$ по следующему правилу ([15]):

$$\varphi^{(k+1)} = \varphi^{(k)} - b_k \nabla E(\varphi^{(k)}), \quad b_k > 0, \quad k = 0, 1, \dots$$

В приложениях используется также метод сопряженных градиентов [13]; различные правила останова градиентного метода приведены в [15]. Численное исследование выявило неустойчивость алгоритма относительно искажений входных данных.

Методы решения неустойчивых задач минимизации строятся на основе обычных методов

минимизации, подвергнув их некоторой процедуре регуляризации [15]. Для построения регуляризованных методов часто поступают следующим образом: в общей схеме конкретного метода минимизации вместо целевого функционала используют функционал Тихонова

$$T(\varphi) = E(\varphi) + \alpha_k \|\varphi\|^2 \rightarrow \min,$$

то придём к регуляризованному градиентному методу

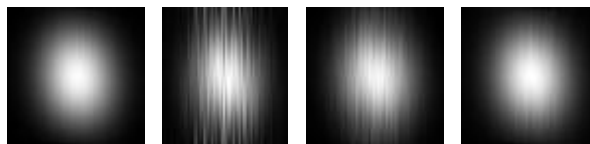
$$\varphi^{(k+1)} = \varphi^{(k)} - b_k (\nabla E(\varphi^{(k)}) + 2\alpha_k \varphi^{(k)}), \quad k = 0, 1, \dots, \tag{9}$$

в котором нужно согласованно выбрать параметры α_k, b_k . В качестве способа согласования параметров метода, входящих в функцию Тихонова, будет использован принцип итеративной регуляризации. В качестве примера последовательностей α_k и b_k , удовлетворяющих требуемым условиям, можно взять последовательности

$$b_k = (1 + k)^{-1/2}, \quad \alpha_k = (1 + k)^{-p}, \quad 0 < p < 0,5.$$

После нахождения искомой фазы φ , доставляющей приближенный минимум функционалу Тихонова $T(\varphi)$, вычисляется функция $O(u, v)$ и после применения обратного преобразования Фурье находится искомая функция объекта $o(x, y)$.

Как было отмечено выше, рекурсивный метод восстановления достаточно хорош при восстановлении небольших изображений и сигналов, но градиентный метод восстанавливает искаженные изображения и сигналы точнее. Рекурсивный метод восстановления изображений достаточно хорошо устраняет импульсные шумы на изображениях небольшого размера, хоть и работает немного дольше, чем биспектральный вариационный метод. Типичные сравнительные результаты работы методов приведены на рис. 2.



i. ii. iii. iv.

Рис. 2. Сравнение рекурсивного и вариационного методов:

- i. исходное изображение без искажений;
- ii. искаженное изображение;
- iii. результат работы рекурсивного метода;
- iv. результат работы вариационного метода.

6. ЧИСЛЕННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ВОССТАНОВЛЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ БИСПЕКТРАЛЬНЫМ ВАРИАЦИОННЫМ МЕТОДОМ

В данном параграфе приводятся результаты работы предлагаемого вариационного метода для различных типов искажений.

6.1. Восстановление изображения в условиях атмосферных искажений

Одним из наиболее распространенных применений описываемого метода является астрофизика, поэтому первое из тестирований проводилось на изображениях с атмосферными искажениями, представленными на рис. 3. В качестве исходного изображения использовалось характерное для астрофизики изображение, состоящее из двух ярких пятен (рис. 4-iv). Серия искажений накладывалась на исходное изображение, создавая серию зашумленных искажений (рис. 4-i), которые подавались на вход вариационному методу. Искаженные изображения в рассматриваемом примере имеют существенные качественные отличия от исходных изображений – на них наблюдаются несколько ложных максимумов световой амплитуды. Таким образом, одним из главных субъективных критериев качества работы метода восстановления

является его способность правильно восстановить искомые максимумы и одновременно подавить ложные максимумы.

Как видно из рис. 4-ii простое усреднение не дает желаемого результата, позволяя лишь отчасти решить поставленную задачу. Представленный же на рис. 4-iii результат работы вариационного метода (9) с выбором параметров итеративной регуляризации

$$\beta_k = (1 + k)^{-1/2}, \quad \alpha_k = (1 + k)^{-1/4}$$

существенно отличается в лучшую сторону как хорошим качеством восстановления искомых максимумов амплитуды, так и исходного изображения в целом.

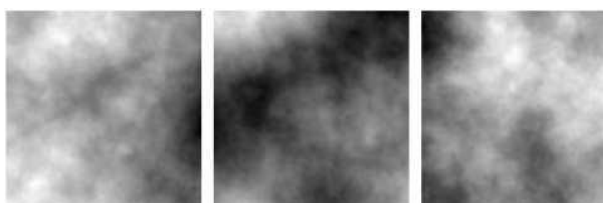
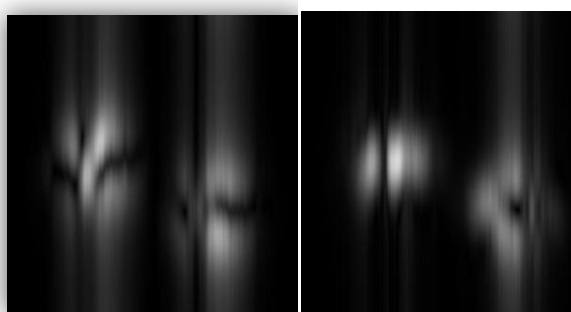
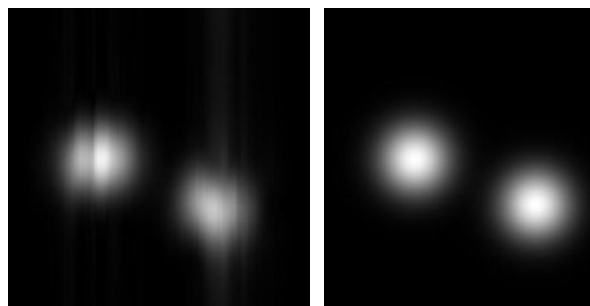


Рис. 3. Серия атмосферных искажений



i.

ii.



iii.

iv.

Рис. 4. Восстановление изображения с атмосферными искажениями:

- i. одно изображение из серии искаженных изображений;
- ii. простое усреднение серии изображений;
- iii. результат работы вариационного метода;
- iv. исходное изображение без искажений.

6.2. Восстановление изображения в условиях водных искажений

В приложениях часто встречается задача восстановления изображений с различными волновыми искажениями, например, движущимися волнами воды. Такого рода помехи можно наблюдать в задачах гидролокации. Таким образом, в искаженном изображении присутствует эффект размытия и частично эффект потери цвета. При этом в качестве входных данных используется серия искаженных изображений, а сами искажения имеют периодическую структуру. Для численного исследования эффективности нашего вариационного метода и сравнения с известными результатами воспользуемся моделью волновых искажений из статьи [16]. При моделировании таких искажений сдвиг каждой точки, которая удаляется от своей исходной позиции, происходит в соответствии со следующими правилами:

$$d_x = hp \left(1 - \frac{1}{n}\right) + N \quad d_y = hq \left(1 - \frac{1}{n}\right) + N$$

где h - расстояние между водной поверхностью и дном, n - коэффициент отражения воды, N - белый шум, а p и q - предполагаемые сдвиги волн воды с различными скоростями и длинами, которые определяются следующим образом:

$$p = - \sum a_i u_i \cos\{u_i x + v_i y - \omega_i t\},$$

$$q = - \sum a_i v_i \cos\{u_i x + v_i y - \omega_i t\}.$$

В результате получаются различные виды волн, отличающиеся по глубине и размытости. В такой модели есть некоторые допущения. Первое состоит в том, что часть водной поверхности является неподвижной и плоской. Второе – среднее искажение в любой точке водной поверхности равно нулю, при условии достаточно долгого наблюдения. Оба допущения вполне соответствуют поставленной задаче. Заметим, что при работе с реальными данными появляются некоторые другие помехи – например, искажения, добавляемые ветром или искажения волн воды от упавших объектов.

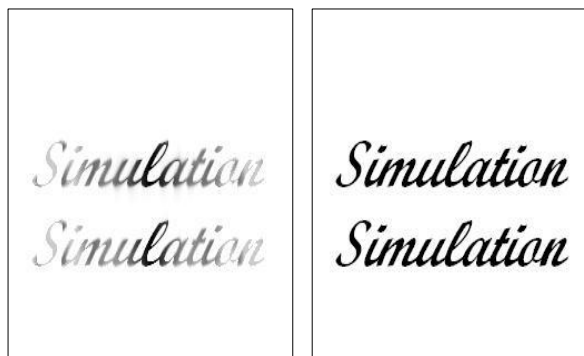
Рассмотрим примеры работы регуляризованного вариационного метода на примере двух изображений с волновыми искажениями – монохромного текста (рис. 5) и цветного изображения (рис. 6). На рис. 5-i представлен характерный вид текстового изображения, зашумленного волновыми искажениями. Наряду с геометрическими искажениями текста присутствуют заметные нерегулярные шумы. Такая ситуация возникает, например, в задаче восстановления текста на поверхности, находящейся под слоем водной поверхности в ветреную погоду. Другой причиной таких искажений может являться конвективное движение нагретых слоев воздуха (например, над шоссе), приводящее к существенным оптическим искажениям. Серия изображений, приведенная на рис. 5, является иллюстрацией устранения волновых искажений с помощью биспектрального вариационного метода. Результат усреднения серии искаженных изображений (рис. 5-ii) хоть и менее зашумлен, чем исходное изображение (рис. 5-iv), но заметно уступает по точности изображению (рис. 5-iii), восстановленному биспектральным вариационным методом (9) с параметрами итеративной регуляризации

$$\beta_k = (1 + k)^{-1/2}, \alpha_k = (1 + k)^{-1/3}.$$



i.

ii.



iii.

iv.

Рис. 5. Восстановление текстового изображения с волновыми искажениями:

- i. одно изображение из серии искаженных изображений;
- ii. результат работы рекурсивного метода;
- iii. результат работы вариационного метода;
- iv. исходное изображение без искажений.

Интересно сравнить качество восстановления изображений с одинаковым типом искажений регуляризованным вариационным методом с рекурсивным методом [16]. Отметим, что рекурсивным метод генерирует изображение, которое является более точным по сравнению с любым изображением, полученным путем усреднения, но уступает по точности результату, полученному при помощи вариационного регуляризованного метода, даже с учетом того, что при восстановлении рекурсивным методом использовалась серия из 100 изображений, а при использовании вариационного – только 10.

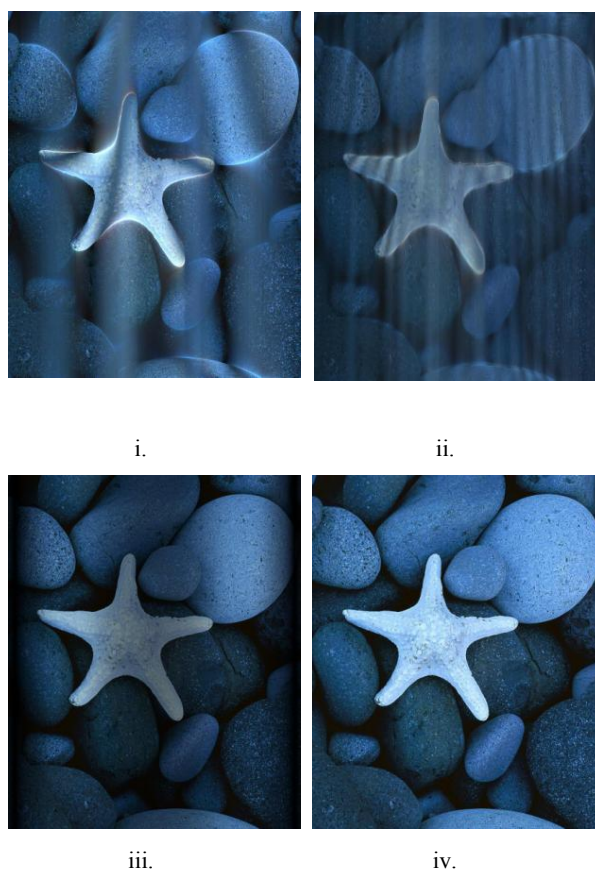


Рис. 6. Восстановление цветного изображения с водными искажениями:

- i. одно изображение из серии с водными искажениями;
- ii. результат работы рекурсивного метода;
- iii. результат работы вариационного метода;
- iv. исходное неискаженное изображение.

Ещё один пример работы с водными искажениями, приведенный на рис. 6, иллюстрирует работу вариационного регуляризованного метода в случае цветных изображений. Изображение, восстановленное регуляризованным методом (рис. 6-iii), более точно передает цвет исходного изображения, чем изображение, полученное в результате усреднения серии искаженных изображений (рис. 6-ii). Особенность данного примера состоит в том, что на нем заметно значительное улучшение контрастности по сравнению с искаженным изображением.

7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Традиционный метод восстановления сигналов по оценкам биспектров является перспективным инструментом обработки изображений вследствие возможности сохранения и восстановления фазовой

информации, из-за низкой чувствительности к аддитивным шумам, а также в силу инвариантности к случайным сдвигам исходного сигнала. Кроме того, биспектральный метод восстановления сигналов не требует количественной априорной информации о статистических свойствах наблюдаемых процессов. Естественно, эффективность биспектрального анализа во многих практических ситуациях снижается, например, когда отношения сигнал/шум (для случая Гауссовых помех) меньше единицы или когда статистика аддитивного шума отличается от нормального закона распределения. Однако и в этих случаях применение биспектральных и предложенных регуляризованных по Тихонову вариационных биспектральных методов обработки приводит к заметному улучшению качества восстановления изображений. При этом предложенные методы восстановления изображений сохраняют все отмеченные выше преимущества биспектрального анализа. Результаты численного моделирования и проведенный сравнительный анализ демонстрируют улучшение устойчивости (по сравнению с традиционной биспектральной обработкой) предложенных комбинированных методов восстановления сигналов. Предложенный подход позволяет реализовать метод восстановления изображений, в котором интегрированы преимущества биспектрального анализа и достоинства регуляризованных методов оптимизации. Предложенный комбинированный метод может быть использован для обработки изображений и сигналов в системах, подверженных воздействию интенсивных шумов в условиях априорной неопределенности о количественных статистических характеристиках сигналов и шумов, например, для радиолокационных или гидролокационных систем, для оптических систем восстановления астрономических изображений и систем обнаружения малоразмерных объектов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. О'Нейл Э. Введение в статистическую оптику. М., 1966.
2. Гудмен Дж. Введение в фурье-оптику. М.: Мир, 1970.
3. Andrews H.C., Hunt B.R. Digital image restoration // Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1977.
4. Frieden B.R. Image enhancement and restoration, in Picture Processing and Digital Processing // T.S. Huang, Ed. Berlin: Springer-Verlag, pp. 177-248 (1975).
5. Astola J., Kuosmanen P. Fundamentals of Nonlinear Digital Filtering // CRC Press LLC, N.Y. Boca Raton, 1997.
6. Pitas I., Venetsanopoulos A. N. Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications. Kluwer Academic Publishers, Boston, 1990.
7. Zervakis M.E., Venetsapoulos A.N. A class of noniterative estimators for nonlinear image restoration // IEEE Trans. Circ. Syst. CAS-38, pp. 731-744 (1991).
8. Bartelt H., Lohmann A.W., and Wirtitzer B. Phase and amplitude recovery from bispectra // Applied Optics. Vol. 23, pp. 3121-3129 (1984).
9. Lohmann A.W., Weigelt G., and Wirtitzer B. Speckle masking in astronomy triple correlation theory and applications // Applied Optics. Vol.22, pp. 869-891 (1983).
10. Wirtitzer B. Bispectral analysis at low light levels and astronomical speckle masking // J. Opt. Soc. Vol.2, No.1, pp. 14-21 (1985).
11. Kuwamura S., Yoshinoya Y., Miura N., Tsumuraya F., Sakamoto M., and Baba N. Tomographic implementation of astronomical speckle imaging from bispectra // Optical Review. Vol. 18, No. 1, pp. 19-26 (2011).
12. Negrete-Regagnon P. Practical aspects of image recovery by means of the bispectrum // Optical Society of America. Vol. 13, No. 7, pp. 1557-1577 (1996).
13. Miller D.T., Chop D.J., Morris G.M., and Williams D.R. Bispectral imaging through unknown deterministic aberrations // J. of Modern Optics, Vol. 42, No. 7, pp. 1523-1546 (1995).
14. Sasaki K., Sato T., Nakamura Y. Holographic passive sonar // IEEE Trans, Sonics Ultrasonics, SU-24, pp. 193-200 (1977).
15. Васильев Ф.П. Методы оптимизации. М.: Факториал Пресс, 2002.
16. Wen Z., Li H., Fraser D., Lambert A. Reconstruction of underwater image by bispectrum // IEEE International Conference on Image Processing, ICIP, September 16-19, 2007.