

Восстановление пространственно неоднородных изображений на основе дважды стохастических фильтров

К.К. Васильев
Ульяновский Государственный
Технический Университет
Ульяновск, Россия
vkk@ulstu.com

В.Е. Дементьев
Ульяновский Государственный
Технический Университет
Ульяновск, Россия
dve@ulntc.ru

А.В. Белянчиков
Ульяновский Государственный
Технический Университет
Ульяновск, Россия
friedlemon73@gmail.com

Аннотация—В работе рассматриваются вопросы восстановления изображений, когда в распоряжении имеется только часть пораженных аддитивным шумом наблюдений, регулярно размещенных на исходном изображении. Для решения данной задачи предлагается использовать модификации нелинейных фильтров, синтезированных на основе глубоких гауссовых моделей. Полученные результаты позволяют сделать вывод об эффективности работы фильтров в сравнении с линейными методами и нейронными сетями.

Ключевые слова— восстановление изображений, нелинейная фильтрация, глубокие модели.

1. ВВЕДЕНИЕ

Среди множества задач, связанных с обработкой изображений, особую роль играют фильтрация и восстановление изображений [1-5]. Классическим подходом к решению этих задач является использование различных линейных моделей, позволяющих сформировать прогноз в зашумленную или отсутствующую область изображения. Наличие такого прогноза в рамках каузальных [1-3] и некаузальных [2] фильтров позволяет с высокой степенью точности обрабатывать однородный по пространству и стационарный по времени материал. Однако изображения реальных объектов отличаются характерной пространственной неоднородностью, что в случае использования линейных фильтров приводит к значительным ошибкам обработки. Одним из выходов здесь может быть применение нелинейных математических моделей изображений адекватных реальным сигналам и соответствующих этим моделям фильтров. В настоящей работе рассматривается возможность применения для обработки пространственно неоднородных изображений дважды стохастических фильтров, способных приспосабливаться к локальным корреляционным характеристикам изображений и обеспечивающим хорошее качество обработки пространственно неоднородного материала [4].

При этом в фокусе работы находится задача восстановления исходного изображения в условиях, когда в распоряжении имеется только часть пораженных аддитивным шумом наблюдений, регулярно размещенных на исходном изображении. Такая задача возникает не только при восстановлении утраченных фрагментов изображений, но и при улучшении качества исходного изображения за счет увеличения его

разрешения (задача «суперразрешения») [5] или при оценивании OFDM сигнала по регулярным пилот-сигналам [6].

2. ОПИСАНИЕ АЛГОРИТМА ВОССТАНОВЛЕНИЯ.

Для решения поставленной задачи будем считать восстанавливаемое изображение реализацией случайного поля (СП), заданного на прямоугольной сетке размером N_1 на N_2 . С учетом возможной пространственной неоднородности изображения, будем считать, что моделью случайного поля может быть глубокая гауссова модель (ГГМ), построенная, для определенности, на базе марковских конструкций [1,2,7]. Примером таких конструкций может быть двумерная дважды стохастическая модель:

$$x_{ij} = F_{\text{ARMR}(2,2)}(P_1 + \rho_{1ij}, P_2 + \rho_{2ij}, B\xi_{ij}),$$

где A, P_1, P_2, B – некоторые числа, характеризующие средние математическое ожидание, корреляционные свойства и дисперсию изображения; $F_{\text{ARMR}(K_1, K_2)}(\rho_1, \rho_2, b)$ – преобразование, соответствующее двумерной авторегрессионной модели с кратными корнями характеристических уравнений (АРКК модели) [7-9]; $K_1 = 2, K_2 = 2$ – коэффициенты, определяющие кратность модели; β – нормирующий коэффициент; $\rho_{1ij} = F_{\text{ARMR}(2,2)}(\gamma_{11}, \gamma_{12}, \gamma_1 \xi_{1ij})$, $\rho_{2ij} = F_{\text{ARMR}(2,2)}(\gamma_{21}, \gamma_{22}, \gamma_2 \xi_{2ij})$ – случайные величины, определяемые собственными АРКК моделями; $\xi_{ij}, \xi_{1ij}, \xi_{2ij}$ – гауссовские белые СП; $i = 1, \dots, M_1, j = 1, \dots, M_2$.

Тогда сформулируем задачу следующим образом. Пусть производятся наблюдения смеси $z_{ij} = x_{ij} + n_{ij}$ информационного СП и СП $\{n_{ij}\}$ с ковариационной функцией V_n . Решим задачу восстановления СП $\{x_{ij}\}$ по наблюдениям $\{z_{ij}\}$ предполагая, что нам доступны только отдельные такие наблюдения, связанные определенной регулярностью.

Используя особенности ГГМ и методы рекуррентной нелинейной фильтрации [4], возможно записать следующее семейство восстанавливающих фильтров в скользящих окнах:

$$\hat{X}_{i,j} = \hat{X}_{\Delta i,j} + P_{Dij} V_n^{-1} (z_{i+1,j+1} - \hat{X}_{\Delta i,j}), \quad (1)$$

где $\hat{X}_{\Delta i,j}$ – тензорный прогноз во фрагмент изображения с центром в точке (i, j) в соответствии с выбранной

моделью; $\hat{x}_{\Delta ij}$ – последний элемент $\hat{X}_{\Delta ij}$; $P_{Di,j} = P_{\Delta ij}(E + V_n^{-1}P_{\Delta ij})^{-1}$ – тензор ошибок восстановления; $P_{\Delta ij}$ – тензор ошибок экстраполяции [4]. Выражение (1) предполагает переоценку всех элементов вектора $\hat{X}_{i,j}$, за исключением последнего, на каждой итерации по результатам обработки одного единственного наблюдения $z_{i+1,j+1}$. В случае отсутствия наблюдения $z_{i+1,j+1}$ действий не производится и осуществляется переход к следующему шагу.

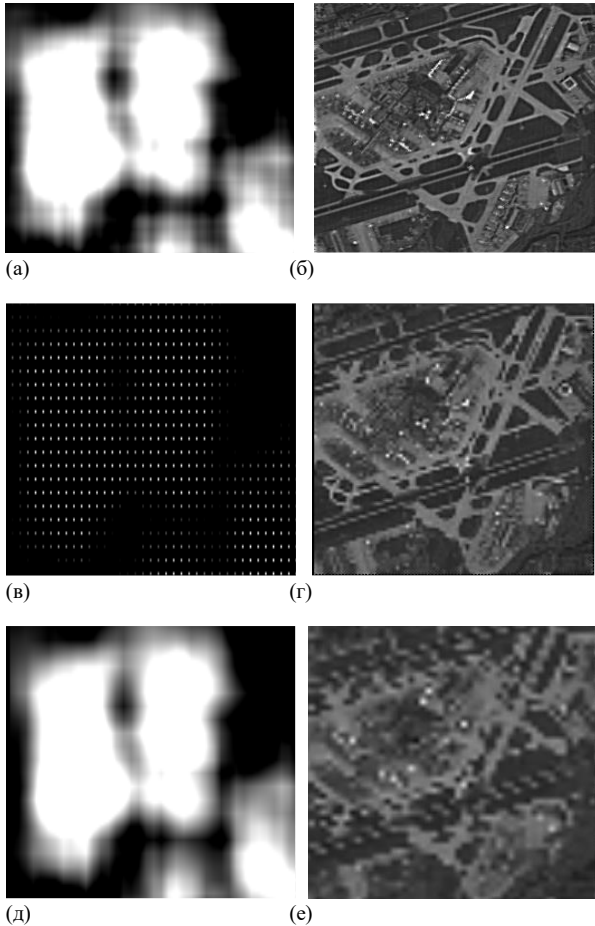


Рис. 1. Исходные изображения и результаты обработки

3. РЕЗУЛЬТАТЫ ПРИМЕНЕНИЯ АЛГОРИТМА

В рамках представленного подхода была выполнена обработка семейства искусственных изображений, полученных с помощью ГГМ, и реальных спутниковых изображений. В ходе подготовки эти изображения смешивались с аддитивным шумом, а значения яркости в их элементах обнулялись за исключением пикселей, расположенных друг от друга на заданном расстоянии l по строкам и столбцам соответственно. На рис. 1 представлены исходное искусственное изображение (1а), результат его подготовки (1б), результат восстановления (1в), фрагмент спутникового изображения (1г), результат его восстановления предлагаемым фильтром (1д) и, для сравнения, обычным билинейным интерполятором.

В таблице 1 приведены некоторые результаты сравнения работы предлагаемого фильтра с простой нейронной сетью, построенной на основе карт Кохонена [10] и обученной на 10 тыс. искусственных изображений,

и билинейным интерполятором в зависимости от отношения сигнал/шум $q = \sigma_x^2 / \sigma_n^2$ и шага l .

Таблица 1. ОШИБКИ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Вида алгоритма	Оценка дисперсии ошибки восстановления $\sigma^2 = \sum (x_{\text{исх}}(i,j) - x_{\text{восст}}(i,j))^2 / N_1 N_2$		
	$q = 5, l = 3$	$q = 2, l = 3$	$q = 5, l = 6$
Нейронная сеть	0,56	0,93	0,83
Билинейный интерполятор	0,43	1,48	0,96
Нелинейный фильтр (1)	0,42	0,67	0,56
	$q = 2, l = 6$	$q = 5, l = 10$	$q = 2, l = 10$
Нейронная сеть	1,44	1,89	2,37
Билинейный интерполятор	1,97	1,92	3,98
Нелинейный фильтр (1)	0,81	0,93	1,13

Прямой анализ показывает, что предложенный фильтр предпочтительнее своих аналогов, при этом выигрыш растет по мере увеличения отношения сигнал/шум и шага l .

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, в работе рассмотрены вопросы восстановления изображений на основе полукausalных нелинейных дважды стохастических фильтров. Полученные результаты позволяют сделать вывод об эффективности работы фильтров в сравнении с линейными методами и нейронными сетями.

БЛАГОДАРНОСТИ

Работа поддержана грантом РФФИ №19-29-09048.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Васильев, К.К. Статистический анализ изображений / К.К. Васильев, В.Р. Крашенинников. – Ульяновск: УлГТУ, 2014. – 214 с.
- [2] Bouman, C.A. Model Based Imaging Processing / C.A. Bouman. – Purdue University, 2013. – 414 p.
- [3] Васильев, К.К. Оптимальная обработка сигналов в дискретном времени / К.К. Васильев. – М.: Радиотехника, 2016. – 288 с.
- [4] Васильев, К.К. Дважды стохастическая фильтрация пространственно неоднородных изображений / К.К. Васильев, В.Е. Дементьев // Радиотехника и электроника. – 2020. – Т. 65, № 4. – С. 1-8.
- [5] Christopher, T. Deep learning based super resolution, without using a GAN / T. Christopher [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https://towardsdatascience.com/\(01.02.2022\)](https://towardsdatascience.com/(01.02.2022)).
- [6] Васильев, К.К. Прием дискретных сообщений в многочастотных каналах связи / К.К. Васильев, А.В. Белянчиков, В.Е. Дементьев // Автоматизация процессов управления. – 2020. – Т. 60, № 2. – С. 109-116.
- [7] Dementev, V.E. Doubly stochastic models of images / V.E. Dementev, K.K. Vasiliev, N.A. Andriyanov // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2015. – Vol. 25, № 1. – P. 105-110.
- [8] Дементьев, В.Е. Представление и обработка спутниковых многозональных изображений / К.К. Васильев, В.Е. Дементьев. – Ульяновск, 2017. – 247 с.
- [9] Дементьев, В.Е. О связи между каузальным и некаузальным прогнозом при оценивании многомерных случайных полей / В.Е. Дементьев // Вестник нижегородского государственного инженерно-экономического университета. – 2018. – № 10. – С. 5-12.
- [10] Ларионов, И.Б. Карты Кохонена как способ восстановления мультимедийной информации / И.Б. Ларионов // Журнал радиоэлектроники. – 2010. – № 10. – 8 с.