

Метод фильтрации шумов на изображениях в пространстве разреженных представлений

Е.В. Гошин¹, Д.В. Архипова¹

¹ Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва, 443086, Россия, г. Самара, Московское шоссе, д. 34

Аннотация

В настоящей статье рассматривается метод решения задачи восстановления изображений с использованием разреженных представлений. Разреженное представление – это способ описания изображений в виде весовых коэффициентов для фрагментов, выбранных из заранее сформированного, как правило, переопределенного словаря. В работе предлагается общий подход к восстановлению изображений с использованием разреженного представления. Приводятся результаты экспериментов для простейшей реализации этого подхода на примере двух задач: устранения шумов и заполнения пропусков на изображениях.

Ключевые слова: разреженное кодирование, методы шумоподавления.

Цитирование: Гошин, Е.В. Метод фильтрации шумов на изображениях в пространстве разреженных представлений / Е.В. Гошин, Д.В. Архипова // Компьютерная оптика. – 2024. – Т. 48, № 3. – С. 432-438. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1412.

Citation: Goshin YV, Arkhipova DV. Noise filtering method in images in sparse-view covers. Computer Optics 2024; 48(3): 432-438. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1412.

Введение

Шум на изображении неизбежно возникает вследствие влияния окружающей среды, канала передачи и других факторов, что приводит к искажению и потере информации об изображении. Шум можно рассматривать как некоторую избыточную информацию о помехах цифрового изображения. Избыток такой информации может привести к нечеткому изображению и отрицательно сказывается на возможных последующих задачах обработки изображений, таких как обработка видео, анализ изображений и отслеживание.

Задача устранения шумов на изображении заключается в улучшении качества изображения с сохранением максимально возможной части исходной информации и удалением шума.

Существующие методы шумоподавления могут быть разделены на две группы: на основе анализа некоторой окрестности (методы фильтрации в пространственной области) и на основе преобразования изображения в другую область (методы фильтрации в частотной области) [1].

Методы обработки пространственной области осуществляют удаление шума в пространстве изображения [2]. Такие методы используют избыточную информацию в изображениях и направлены на устранение шума путем вычисления значения интенсивности для каждого пикселя на основе взаимосвязи между пикселями или областями от исходного изображения. Затем выполняется операция усреднения этой области и удаление шумов. Основная идея нелокального универсального метода заключается в использовании средневзвешенного значения пикселей в изображении с аналогичной структурой области для нахождения оценочного значения текущего пикселя.

Среди методов пространственной фильтрации обычно выделяют следующие основные методы: использование среднего значения пикселей [3], фильтрация с использованием медианы [4], применение математической морфологии [5], размытие Гауссом [6], преобразования на основе вейвлетов [7], использование метода главных компонент [8] и анизотропная диффузия [9].

Несмотря на то, что методы пространственной области показывают хороший эффект шумоподавления, они могут иметь низкую вычислительную производительность, так как при обработке пикселя необходимо вычислить сходство между изображением и всеми пикселями изображения. Что накладывает ограничение на сферу их применения.

Методы фильтрации в частотной области используют фильтрацию нижних частот путем применения фильтра в частотной области, который пропускает все частоты ниже и ослабляет все частоты выше частоты среза. Далее происходит отделение шумов и выполняется обратное преобразование для перевода изображения в исходную пространственную область.

Методы пространственно-частотной области работают следующим образом: сначала сигнал отделяется от шума в области преобразования, затем шум отфильтровывается, после чего остается свободный от шума сигнал.

Алгоритм шумоподавления изображения BM3D – это своего рода алгоритм, который использует как алгоритм нелокального шумоподавления, так и алгоритм шумоподавления в области преобразования [10]. По сравнению с алгоритмом нелокального усреднения он имеет меньше шума и может восстанавливать больше деталей изображения. Однако сложность алгоритма BM3D слишком высока, что влияет на его практичность.

Методы машинного обучения, такие как разреженные методы, также успешно применялись для шумоподавления изображений [11]. В методе нелокально централизованного разреженного представления (NCSR) используется нелокальное самоподобие для оптимизации разреженного метода, что позволяет получить высокую производительность для шумоподавления изображения [12]. Для снижения вычислительной сложности используют метод обучения по словарю [13]. К более конкурентным методам шумоподавления можно отнести методы, использующие марковское случайное поле [14] или нелинейную реакционную диффузию [15].

Хотя большинство из вышеперечисленных методов достигли достаточно хорошей производительности при шумоподавлении изображений, они страдали рядом недостатков [16], в том числе необходимостью методов оптимизации для этапа тестирования, ручной установки параметров и определенной модели для отдельных задач шумоподавления.

Ранее в работах авторов было исследовано использование алгоритма разреженного представления в задаче устранения шумов [17–18].

1. Существующие методы шумоподавления

Математически задачу устранения шумов можно смоделировать следующим образом. Пусть изображение формируется в виде:

$$y = x + n,$$

где y – наблюдаемое зашумленное изображение, x – неизвестное исходное изображение, n – шум со стандартным отклонением σ_n , который в практических приложениях может быть оценен различными методами, такими как среднее абсолютное отклонение [19], блочная оценка [20] или методы, основанные на анализе главных компонент (РСА) [21].

Рассмотрим два подхода к шумоподавлению: Байесовскую фильтрацию и фильтрацию, основанную на преобразовании Фурье.

Байесовский подход может быть сформулирован в форме задачи минимизации функции:

$$f(x) = \frac{1}{2} \| \hat{x} - y \|_2^2 + G(x),$$

где \hat{x} – оценка исходного изображения, а $G(x)$ – штрафная функция гладкости, задаваемая из некоторых априорных соображений. Критерием качества здесь является максимальная апостериорная оценка вероятности (МАР). С байесовской точки зрения оценка вероятности МАР для x равна:

$$\hat{x} = \operatorname{argarg} P(y) = \operatorname{argarg} \frac{P(x)P(y|x)}{P(y)}.$$

Недостатком данного метода является необходимость применения итеративных процедур вследствие

двойственного характера критерия качества: необходимо одновременно удовлетворять требованию схожести исходного изображения и восстановленного и требованию гладкости восстановленного изображения.

Подход, основанный на фильтрации в частотной области (фильтр нижних частот), может быть записан как

$$\hat{x} = F^{-1}(G(F(y))),$$

где $F(\cdot)$ и $F^{-1}(\cdot)$ – прямое и обратное преобразование Фурье соответственно.

Данный подход позволяет вычислить восстановленное изображение не итеративно, однако недостатком является отсутствие возможности тонкой настройки фильтра.

В данной работе рассматривается метод разреженного представления, который в настоящее время активно используется как в обработке сигналов [22, 23], так и в обработке изображений [24]. Основная идея этого метода заключается в построении представления исходных данных (в данном случае блоков изображения) в виде линейной комбинации ограниченного числа сигналов из заранее выбранного словаря избыточных элементарных сигналов.

2. Разреженное представление изображения

В настоящем исследовании в качестве основы для разработки был взят алгоритм, использующий разреженное представление изображений.

Данный алгоритм предполагает, что изображение возможно разложить следующим образом:

$$x = Da.$$

Здесь D – словарь (матрица) размером $H \times M$. M – размерность сигнала, который мы собираемся моделировать. H – размер словаря, a – вектор с малым числом ненулевых элементов.

При умножении матрицы (словаря) D на вектор a получается линейная комбинация атомов, соответствующих ненулевым элементам с заданными коэффициентами. Так как существует всего несколько ненулевых коэффициентов, этот вектор очень разрежен, откуда и возникает его название.

Каждый фрагмент изображения может быть представлен как линейная комбинация нескольких фрагментов из избыточного словаря D .

Тогда процесс шумоподавления может быть записан в следующей форме:

$$f(x) = \frac{1}{2} \| x - y \|_2^2 + \sum_{j=1}^H |a_j|^p, \quad x = Da.$$

Второе слагаемое является штрафной функцией. Выражение под знаком суммы будем называть L_p – нормой вектора, которая показывает его разреженность. На рис. 1 показаны графики для штрафных функций при различном значении p .

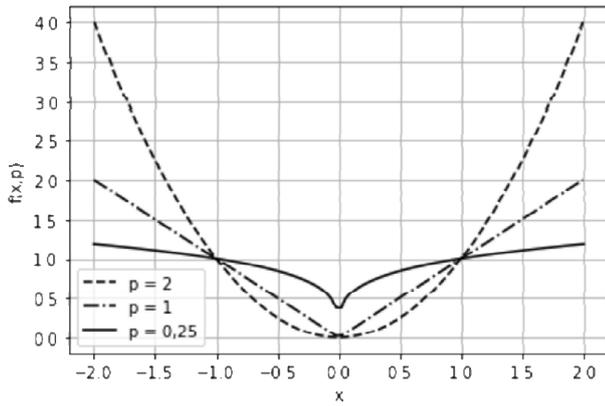


Рис. 1. График штрафной функции

Учитывая набор h -мерных наблюдений $Y = [y_1, \dots, y_n] \in R^{h \times n}$ (входное изображение), словарь $D = [d_1, \dots, d_m] \in R^{h \times m}$, где d_i называется фильтром, а связанная с ним матрица разреженных кодов $X = [x_1, \dots, x_n] \in R^{m \times n}$ сформирована минимизацией следующей ошибки реконструкции:

$$\|Y - DX\|_F^2, \quad \forall i \|x_i\|_0 \leq K,$$

где $\|A\|_F$ обозначает норму Фробениуса, x_i – столбец в матрице X , $\|\cdot\|_0$ – нулевая норма, которая вычисляется как количество ненулевых элементов вектора x_i , а K – уровень разреженности, который ограничивает количество ненулевых записей.

Эта оптимизационная задача может быть решена путем разделения на более простые подзадачи, описанные ниже.

$$\|y_i - Dx_i\|, \quad \|x_i\|_0 \leq K.$$

Эта задача оптимизации является комбинационной и невыпуклой, но ее приближенное решение может быть найдено с помощью поиска ортогонального соответствия. Для заданного фильтра k квадратичный член можно переписать следующим образом:

$$\|Y - DX\|_F^2 = \|Y - \sum_{j \neq k} d_j x_j^T - d_k x_k^T\|_F^2 = \|E_k - d_k x_k^T\|_F^2,$$

где x_j^T – строка матрицы X , а E_k – остаточная матрица для k -го фильтра. Оптимальные значения d_k и x_k^T могут быть вычислены с помощью разложения по сингулярным значениям матрицы E_k . Чтобы избежать введения новых ненулевых элементов в матрицу разреженного кода X , в процессе обновления используются только наблюдения, разреженные коды которых использовали k -й фильтр (k -й элемент соответствующего разреженного кода не равен нулю).

Процесс формирования разреженного представления изображения можно описать следующей последовательностью шагов.

1. Входные данные : словарь D , исходное изображение y и желаемый уровень разреженности K .
2. Выходные данные: разреженное представление x , такое что $y \approx Dx$.

3. Инициализация
 $I = \emptyset, a^0 = D^T y, G = D^T D, x = 0$.
4. Для каждого $k = 1:K$
 - а. Выбор нового фильтра
 $\underline{k} = |a_k|$
 $I = I \cup \underline{k}$.
 - б. Обновление разреженного кодирования
 $x_I = G_I^{-1} a_I^0$.
 - с. Обновление a : $a = a^0 - G_I x_I$.

По аналогии с методом, основанным на преобразовании Фурье, можно представить процесс разреженного представления изображения в следующей форме:

$$\hat{a} = S_D(y),$$

где y – исходное изображение.

В силу того, что словарь D является переопределённым, существует такое преобразование S_D , что:

$$y = S_D^{-1}(\hat{a}).$$

Оно достигается присвоением $T_0 = 0$ в выражении

$$\hat{a} = \|a\|_0, \quad \|Da - y\|_2^2 \leq T_0.$$

По этому же выражению очевидно, что S^{-1} при этом имеет вид:

$$S_D^{-1}(\hat{a}) = \sum a_d.$$

Тогда можно рассмотреть класс фильтров, представленных в форме преобразования в пространстве разреженных представлений. Результатом применения такого фильтра является новое изображение, получаемое как:

$$\hat{Y} = S^{-1}(G(S(y))),$$

где $G()$ – преобразование в пространстве разреженных представлений.

Рассмотрим в настоящей работе простейший алгоритм фильтрации такого рода.

Пусть дано разреженное представление $X = [x_1, \dots, x_n] \in R^{m \times n}$, связанное со словарём $D = [d_1, \dots, d_m] \in R^{h \times m}$. Сформируем набор кортежей $X_{ext} = \{(x_i, i)\}$ для ненулевых значений x_i . Упорядочим элементы кортежа в порядке убывания значений x_i .

Будем сохранять наиболее значимые элементы, ограничив их заданным порогом δ :

$$\hat{X}_{ext} = \{(x_i, i) \mid \sum_{j=1}^i x_j < \delta\}.$$

В итоговое разреженное представление попадут только значения из \hat{X}_{ext} :

$$\hat{X} = G(X) = \{x_i, \quad i \in \hat{X}_{ext}, \quad 0, \quad \text{иначе}$$

восстановленное изображение формируется как сумма соответствующих элементов словаря с полученными весами:

$$\hat{Y} = D\hat{X}.$$

3. Влияние используемого словаря на результат восстановления

Для разреженного представления изображения необходимо задать словарь. В качестве словаря может быть использован заранее заданный словарь либо обученный с использованием набора изображений. К заранее заданному словарю можно отнести переопределенный словарь на основе дискретного косинусного преобразования или словарь, созданный на основе тренировочного изображения. Примеры таких словарей и описание вышеупомянутых приведены ниже.

Дискретное косинусное преобразование представляет собой ортонормированное преобразование и обычно подходит для стационарных сигналов Маркова первого порядка. Коэффициенты разложения обычно представляют собой частотное содержание того же сигнала, полученного в результате анализа Фурье. Для работы с нестационарными источниками или сигналами косинусное преобразование обычно применяется блоками, например, в случае алгоритма сжатия изображения JPEG. Выбор перекрывающихся блоков является предпочтительным для анализа сигналов, избегая при этом артефактов. Следовательно, такое преобразование подходит для разреженного представления сигналов либо для плавного, либо для периодического поведения.

$$X_1 = \cos \left[\frac{\pi \times (2m_1 + 1) \times T_1}{2M_1} \right],$$

$$X_2 = \cos \left[\frac{\pi \times (2m_2 + 1) \times T_2}{2N_1} \right],$$

$$X_{T_1, T_2} = \sqrt{\frac{2}{M_1}} \times \sqrt{\frac{2}{N_1}} \sum_{m_1=0}^{M_1-1} \sum_{m_2=0}^{N_1-1} x_{m_1, m_2} X_1 X_2,$$

где x_{m_1, m_2} – двумерный входной сигнал, X_{T_1, T_2} – выходные данные размера $T_1 \times T_2$; $\sqrt{2/M_1}, \sqrt{2/N_1}$ – коэффициентами масштабируемости; X_1, X_2 – двумерный базис, используемый в дискретном косинусном преобразовании. Пример словаря, полученного на основе дискретного косинусного преобразования, представлен на рис. 2.

Пример изображения, восстановленного с помощью словаря на основе дискретного косинусного преобразования, приведен на рис. 3.

Также словарь может быть сформирован в процессе обучения на основе набора входных изображений. Пример такого словаря представлен на рис. 4. В качестве алгоритма для такого обучения в работе были рассмотрены K-SVD и его модификация.

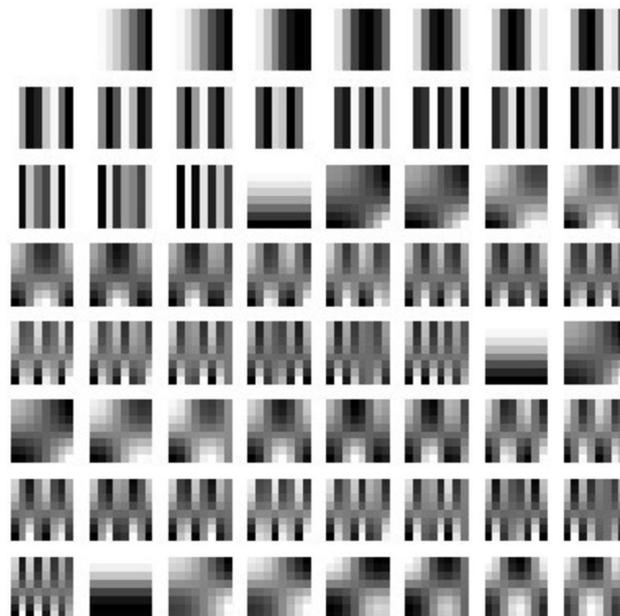


Рис. 2. Словарь на основе дискретного косинусного преобразования



Рис. 3. Пример восстановления изображения: а) зашумленное изображение, б) восстановленное с помощью словаря на основе дискретного косинусного преобразования

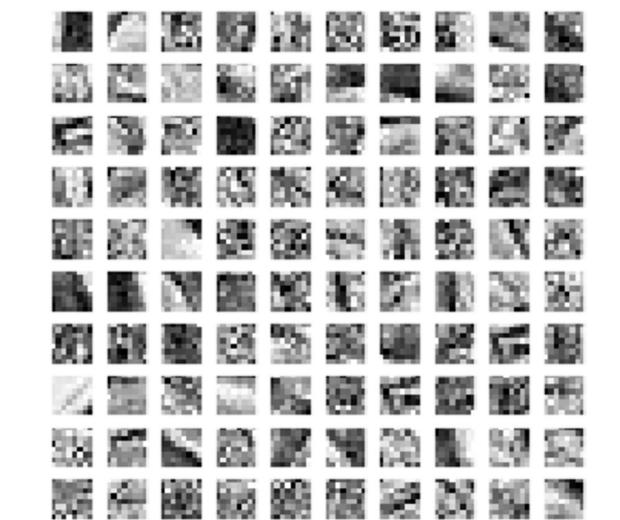


Рис. 4. Словарь на основе тренировочного изображения

Основной вклад K-SVD заключается в том, что включение обновления словаря, вместо использования матричной инверсии, выполняется поэлементно

эффективным образом. Дальнейшее улучшение обеспечивается за счет одновременного обновления как текущего атома, так и связанных с ним разреженных коэффициентов. Алгоритм K-SVD основан на сингулярном разложении, которое используется для осуществления одного шага алгоритма, на котором происходит поэтапное обновление элементов, равное числу атомов. Обычно K-SVD является очень эффективным методом для представления небольших фрагментов сигнала. Пример изображения, восстановленного при помощи алгоритма K-SVD, приведен на рис. 5.

Однако данный алгоритм имеет два недостатка. Во-первых, он попадает в локальные минимумы за небольшое число итераций из-за высокой невыпуклости. Вторым слабым местом является то, что словарь, состоящий из неструктурированных данных, требует больших затрат на применение этих двух методов в процессе обучения. Кроме того, применение данного алгоритма является достаточно трудозатратным и не всегда осуществимым. Чтобы решить эту проблему, можно использовать метод онлайн-словаря [23] для обновления словаря форм. Такая модификация алгоритма использует небольшую партию данных на каждой итерации обучения словаря.

Такая модификация алгоритма имеет следующие преимущества: эффективность работы не снижается при большом наборе тренировочных фрагментов, а также алгоритм легко масштабируется.



Рис. 5. Пример восстановления изображения: а) зашумленное изображение, б) восстановленное с помощью алгоритма K-SVD



Рис. 6. Пример восстановления изображения: а) зашумленное изображение, б) восстановленное с помощью модификации алгоритма K-SVD

Пример изображения, восстановленного с помощью модификации алгоритма, приведен на рис. 6.

Результаты экспериментов показали, что применение различных словарей не оказывает значительного влияния. Значение PSNR в зависимости от доли поврежденных пикселей приведены в табл. 1.

Табл. 1. Значение PSNR

Доля поврежденных пикселей	Словарь на основе дискретного косинусного преобразования	Словарь на основе тренировочного изображения
0,1	77,01	76,92
0,3	69,52	69,47
0,5	66,02	66,01
0,7	63,71	63,69
0,9	62,04	62,04

4. Экспериментальное исследование

В данной работе были проведены эксперименты, продемонстрировавшие преимущества разреженного представления перед двумя другими методами: преобразование Фурье с использованием идеального фильтра нижних частот, байесовский подход, реализованный с помощью градиентного спуска, медианного фильтра и фильтра Винера. Кроме того, было показано, что предложенный метод к использованию разреженного представления оказывает незначительное влияние на результаты восстановления, но при этом предоставляет возможность выбора различных видов фильтрующих функций в пространстве коэффициентов разреженного представления. Для вычисления разреженного представления был применен ортонормированный метод поиска совпадений, так как он является простым и эффективным. В качестве шума был использован аддитивный Гауссовый шум. Полученные результаты представлены ниже.

На рис. 8 и 9 представлена зависимость значений PSNR и SSIM от значения σ для рассматриваемых алгоритмов.

Из рис. 9 видно, что восстановление на основе преобразования Фурье показывает наихудший результат. Также можно заметить, что результаты байесовского алгоритма постепенно ухудшаются. Предложенный алгоритм оказывается лучшим для небольших значений шума.

На рис. 10 представлена зависимость значения MSE от значения σ для рассматриваемых алгоритмов.

Из рис. 10 видно, что байесовский алгоритм показал наихудшие результаты.

Описанные выше экспериментальные результаты показывают преимущества и недостатки каждого метода. На основе экспериментов видно, что разреженное представление имеет явное преимущество при небольшом зашумлении. А восстановление с помощью преобразования Фурье имеет худшие характеристики качества (PSNR, SSIM) среди рассматриваемых методов.

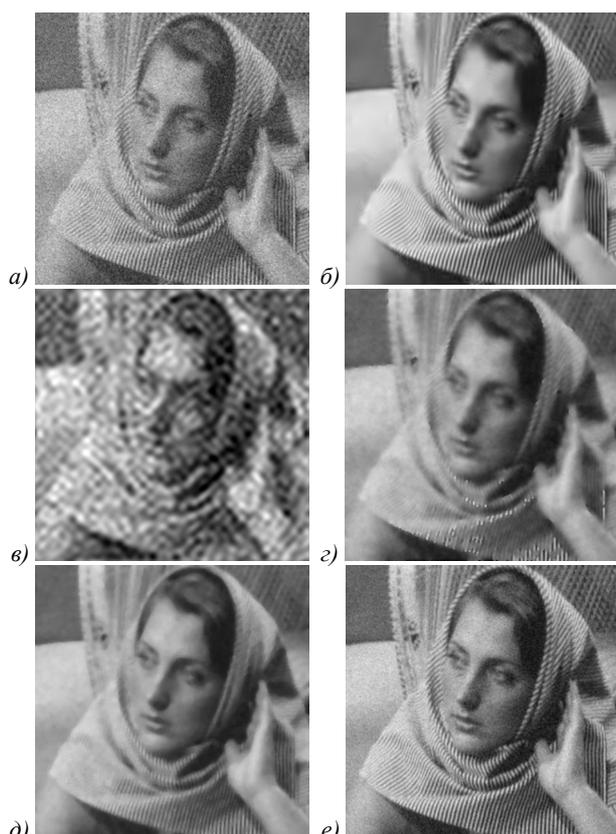


Рис. 7. Результаты для $\sigma=20$: а) зашумленное изображение, б) восстановление с помощью разреженного представления, в) восстановление с помощью преобразования Фурье, г) восстановление с помощью байесовского подхода, д) восстановление с помощью медианного фильтра, е) восстановление с помощью фильтра Винера

Несмотря на неоднозначность показателей PSNR, из приведенных примеров видно, что изображение, полученное с использованием разреженного представления, обладает меньшим количеством артефактов по сравнению с изображением, полученным с помощью байесовского подхода.

Выводы, сделанные в ходе экспериментального исследования, свидетельствуют о возможности практического применения разреженного представления для решения задачи восстановления изображения.

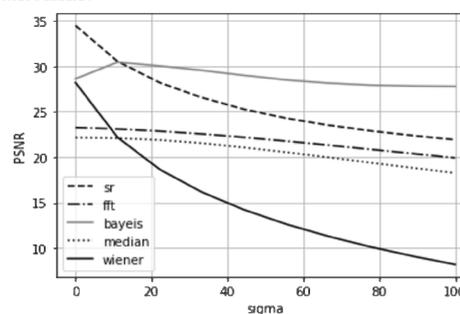


Рис. 8. Значения PSNR

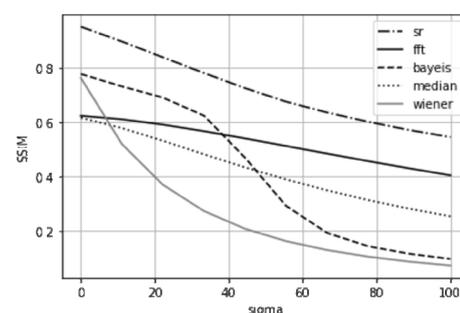


Рис. 9. Значение SSIM

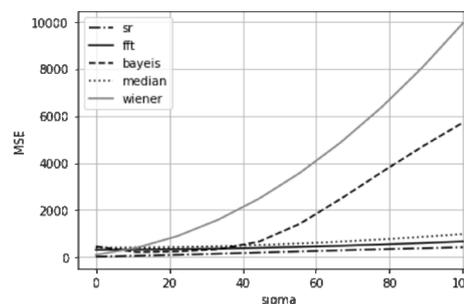


Рис. 10. Значение MSE

Табл. 2. Значения PSNR

σ	Зашумленное	Разреженное представление	Преобразование Фурье	Байесовский подход	Медианный фильтр	Фильтр Винера
8	30,1	35,77	23,26	28,57	22,15	30,15
15	24,64	32,16	23,17	29,69	22,11	24,66
20	22,14	28,19	23,09	30,45	22,07	22,15
25	20,2	29,24	22,98	30,27	21,99	20,21
35	17,28	27,31	22,7	29,78	21,71	17,28
50	14,18	25,25	22,16	28,99	21,05	14,18
55	13,35	24,72	21,96	28,73	20,79	13,35
60	12,6	24,27	21,75	28,49	20,52	12,6

Заключение

В данной работе показано, что при небольшом уровне шума на изображении ($\sigma \leq 20$) метод разреженного представления показывает наилучший результат по сравнению с методами Винеровской фильтрации и фильтрации с применением Фурье-

преобразования. Показано, что использование того или иного словаря не оказывает значительного влияния на результат восстановления изображения.

Благодарности

Работа выполнена в рамках государственного задания по теме FSSS-2023-0006.

References

- [1] Fang L, Zhang P. A review on the research of classical image denoising algorithm. *Industrial Control Computers* 2010; 23: 73-74.
- [2] Buades A, Coll B, Morel JM. A non-local algorithm for image denoising. *2005 IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)* 2005; 2: 60-65.
- [3] Kostenko PYu, Vasylishin VI, Slobodyanyuk VV. Reducing additive noise in digital images using surrogate data technology [In Russian]. *Sistemy Obrabotki Informacii* 2014; 8: 33-38.
- [4] Bardin BV. Fast median filtering algorithm [In Russian]. *Nauchnoe Priborostroenie* 2011; 21(3):135-139.
- [5] Ognev IV, Sidorova NA. Image processing using mathematical morphology methods in an associative oscillatory environment [In Russian]. *Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedeniy. Povolzhskiy Region. Tekhnicheskie Nauki* 2007; 4: 87-97.
- [6] Kalinichenko YuV, Ishchenko YaS. Fast Gaussian blur algorithm [In Russian]. *Collection of scientific works SWORLD* 2012; 4: 83.
- [7] Rekhviashvili SSh. Application of wavelet transform for image processing in an atomic force microscope [In Russian]. *Pis'ma v ZHTF* 2002; 28(6): 46-50.
- [8] Lukin AS, Kalinkina DA. Using a combination of principal component analysis and wavelet transform to reduce noise in images [In Russian]. *Int Conf of Undergraduate and Postgraduate Students in Basic Sciences "Lomonosov 2005"* 2005.
- [9] Kesareva ED. Anisotropic diffusion in noise reduction problems [In Russian]. *Conf "Voprosy Obrazovaniya i Nauki: Teoreticheskiy i Metodicheskiy Aspekty"*. *Collection of scientific works* 2015; 6(1): 99-101.
- [10] Huang M, Huang WQ, Li JB. Research on parameters based on BM3D image denoising algorithm. *Industrial Control Computers* 2014; 10: 99-101.
- [11] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, Egiazarian K. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering. *IEEE Trans Image Process* 2007; 16(8): 2080-2095.
- [12] Dong W, Zhang L, Shi G, Li X. Nonlocally centralized sparse representation for image restoration. *IEEE Trans Image Process* 2012; 22(4): 1620-1630.
- [13] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries. *IEEE Trans Image Process* 2006; 15(12): 3736-3745.
- [14] Schmidt U, Roth S. Shrinkage fields for effective image restoration. *Proc IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition* 2014: 2774-2781.
- [15] Chen Y, Pock T. Trainable nonlinear reaction diffusion: A flexible framework for fast and effective image restoration. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 2016; 39(6): 1256-1272.
- [16] Lucas A, Iliadis M, Molina R, Katsaggelos AK. Using deep neural networks for inverse problems in imaging: beyond analytical methods. *IEEE Signal Process Mag* 2018; 35(1): 20-36.
- [17] Arkhipova DV, Goshin EV. Sparse representation algorithm in the problem of image denoising [In Russian]. *The VIII Int Conf on Information Technology and Nanotechnology (ITNT-2022)* 2022; 3: 33413.
- [18] Arkhipova DV, Goshin EV. Study of denoising method based on sparse representation [In Russian]. *The IX Int Conf on Information Technology and Nanotechnology (ITNT-2023)* 2023; 3: 32742.
- [19] Donoho DL, Johnstone JM. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage. *Biometrika* 1994; 81(3): 425-455.
- [20] Shin DH, et al. Block-based noise estimation using adaptive Gaussian filtering. *IEEE Trans Consum Electron* 2005; 51(1): 218-226.
- [21] Liu W, Lin W. Additive white Gaussian noise level estimation in SVD domain for images. *IEEE Trans Image Process* 2012; 22(3): 872-883.
- [22] Mallat S. *A wavelet tour of signal processing: the sparse way*. Philadelphia: Elsevier; 2009. ISBN: 978-0-12-374370-1.
- [23] Elad M. *Sparse and redundant representations*. New York: Springer; 2010. ISBN: 978-1441970107.
- [24] Elad M, Figueiredo MAT, Ma Y. On the role of the sparse and redundant representations in image processing. *Proc IEEE* 2010; 98(6): 972-982. DOI: 10.1109/JPROC.2009.2037655.
- [25] Zhang S, et al. Shape prior modeling using sparse representation and online dictionary learning. *Med Image Comput Comput Assist Interv* 2012; 15(3): 435-442.

Сведения об авторах

Гошин Егор Вячеславович, к.т.н., ассистент кафедры суперкомпьютеров и общей информатики Самарского государственного аэрокосмического университета. Область научных интересов: методы обработки и распознавания изображений, параллельные вычисления, стереозрение. E-mail: goshine@yandex.ru

Архипова Дарья Владимировна, ассистент кафедры суперкомпьютеров и общей информатики Самарского государственного аэрокосмического университета. Область научных интересов: обработка изображений, распознавание образов и анализ изображений E-mail: mazyaikinadasha@gmail.com

ГРНТИ: 28.23.15

Поступила в редакцию 20 августа 2023 г. Окончательный вариант – 7 декабря 2023 г.

Noise filtering method in images in sparse-view covers

Y.V. Goshin¹, D.V. Arkhipova¹

¹ Samara National Research University, 443086, Samara, Russia, Moskovskoye Shosse 34

Abstract

This article describes a method for image restoration using sparse representations. A sparse representation is a description of an image in the form of fragments of coefficients selected from a predefined dictionary. This paper presents a general approach to image restoration using sparse representation and pre-prepared experimental results for a simple implementation of this convention.

Keywords: sparse coding, denoising methods.

Citation: Goshin Y, Arkhipova D. Noise filtering method in images in sparse-view covers. *Computer Optics* 2024; 48(3): 432-438. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1412.

Acknowledgements: The work was funded from a government project FSSS-2023-0006.

Authors' information

Yegor Vyacheslavovich Goshin is a Candidate of Sciences in Engineering. His current research interests are in image processing, recognition algorithms, parallel computations and stereovision. E-mail: goshine@yandex.ru

Arkhipova Daria Vladimirovna. Research interests: image processing, pattern recognition and image analysis. E-mail: mazyaikinadasha@gmail.com

Received August 20, 2023 The final version – December 7, 2023.
