

УДК 621.391

В.В. Слободянюк

Харьковский университет Воздушных Сил имени Ивана Кожедуба, Харьков

ВЛИЯНИЕ ЧИСЛА СИНГУЛЯРНЫХ КОМПОНЕНТ В РАЗЛОЖЕНИИ ЦИФРОВОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ, ОБРАБОТАННЫХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИИ СУРРОГАТНЫХ ДАННЫХ, НА КАЧЕСТВО ПОДАВЛЕНИЯ ШУМА

В статье показана зависимость качества подавления аддитивного шума на цифровом изображении от числа сингулярных компонент в его разложении, к которым применялась технология суррогатных данных.

Ключевые слова: изображение, технология суррогатных данных, сингулярное разложение.

Введение

Известно, что никакая система регистрации не обеспечивает идеального качества изображений исследуемых объектов. Изображения в процессе их формирования оптико-электронными, радиолокационными и другими регистрирующими системами обычно подвергаются воздействию помех и шумов, свойства которых специфичны для конкретной регистрирующей системы. Фундаментальной проблемой является эффективное подавление шумов на изображениях при сохранении их деталей важных для последующего решения задач распознавания изображений и их дешифрирования. Для подавления разнообразных видов шумов и помех на изображении обычно используют оконные методы предварительной обработки изображений, например, такие как линейное усреднение пикселей по соседям, медианная фильтрация, гауссовское размытие, анизотропная диффузия, фильтры Винера, математическая морфология, а также методы на основе представления изображений вейвлетами, совокупностью сингулярных компонент (метод SSA) и другие [1 – 4].

К сожалению, применение большинства известных методов фильтрации изображений приводит к снижению детальности изображения. В последнее время в работах [5 – 7] исследуется новый подход к фильтрации изображений, основанный на применении технологии суррогатных данных (ТСД), который позволяет в большей степени сохранять детали изображения (пространственное разрешение) по сравнению с известными методами, упомянутыми выше. Для подавления аддитивного гауссовского шума рассматривалось коррекция метода SSA с применением ТСД. Однако вопрос выбора числа сингулярных компонент (СК) и их влияния на качество подавления шума при комплексном использовании метода SSA и ТСД в этих работах не рассматривался.

В терминах матричного анализа метод SSA, основанный на SVD-разложении, предполагает воз-

можность аппроксимации матрицы исходных данных матрицей более низкого ранга, что при восстановлении изображений, позволяет разделить матрицу изображения \mathbf{X} на две компоненты: «информационную» и условно «помеховую».

Сингулярное разложение такой матрицы имеет вид:

$$\mathbf{X} = \sum_{i=1}^N \sigma_i \mathbf{p}_i \mathbf{q}_i^T = \sum_{i=1}^{N_{СК}} \sigma_i \mathbf{p}_i \mathbf{q}_i^T + \sum_{i=N_{СК}+1}^N \sigma_i \mathbf{p}_i \mathbf{q}_i^T = \mathbf{X}_И(N_{СК}) + \mathbf{X}_П(N - N_{СК}), \quad (1)$$

где σ_i – сингулярные числа, $\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_i$ – собственные вектора матриц $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$ и $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$, соответственно, символ $(\cdot)^T$ обозначает операцию транспонирования, $N_{СК}$ – число сингулярных («информационных») компонент $\mathbf{X}_И(N_{СК}) = \sum_{i=1}^{N_{СК}} \sigma_i \mathbf{p}_i \mathbf{q}_i^T$ обрабатываемого массива данных \mathbf{X} , остальные компоненты $\mathbf{X}_П(N - N_{СК}) = \sum_{i=N_{СК}+1}^N \sigma_i \mathbf{p}_i \mathbf{q}_i^T$ будем считать «помеховыми».

Однако, в спектре сингулярных значений изображения, в котором важно сохранить его мелкие детали, декомпозиция на «информационные» и «помеховые» компоненты может быть весьма условной (все компоненты могут быть значимыми), рис. 1. Поэтому в предлагаемом методе подавления шума на изображении учитываются все компоненты его сингулярного представления, однако технология суррогатных данных применяется к части этих компонент.

На рис. 2 показаны компоненты $\mathbf{X}_И(N_{СК})$ и $\mathbf{X}_П(N - N_{СК})$ представления матрицы изображения \mathbf{X} , в присутствии шума наблюдения. Оригинальное изображение представлено матрицей размером $N \times N$, в которой $N = 128$.

Из визуального анализа рисунков видно, что «информационной» компоненты, приближающей выбор числа $N_{СК}$ заметно влияет на изображение оригинальное изображение.

$X_{и}(N_{СК})$ $N_{СК} = 1$	$X_{и}(N_{СК})$ $N_{СК} = 5$	$X_{и}(N_{СК})$ $N_{СК} = 10$	$X_{и}(N_{СК})$ $N_{СК} = 20$	$X_{и}(N_{СК})$ $N_{СК} = 50$
$X_{п}(N - N_{СК})$	$X_{п}(N - N_{СК})$	$X_{п}(N - N_{СК})$	$X_{п}(N - N_{СК})$	$X_{п}(N - N_{СК})$

Рис. 1. «Информационные» и «помеховые» компоненты

Оригинальное изображение с шумом $q=22,11\text{дБ}$	$X_{и}(N_{СК}), N_{СК} = 10$	$X_{п}(N - N_{СК})$	$X_{и}(N_{СК}) N_{СК} = 50$	$X_{п}(N - N_{СК})$
Оригинальное изображение с шумом $q=18,2\text{дБ}$	$X_{и}(N_{СК}) N_{СК} = 10$	$X_{п}(N - N_{СК})$	$X_{и}(N_{СК}) N_{СК} = 50$	$X_{п}(N - N_{СК})$

Рис. 2. «Информационные» и «помеховые» компоненты в присутствии шума наблюдения

В то же время, кроме субъективного восприятия качества приближения оригинального изображения целесообразно опираться на численные меры его оценки. Такой мерой может быть коэффициент корреляции между оригинальным изображением X и его приближениями $X_{и}(N_{СК})$. На рис. 3 показана зависимость коэффициента корреляции R между оригинальным изображением без шума X и его аппроксимацией $X_{и}(N_{СК})$ от числа $N_{СК}$ сингулярных компонент. В отсутствие шума значения R приближается к единице, по мере увеличения $N_{СК}$ и при $N_{СК} \geq 50$ принимает значения $R > 0,9$. В тоже время, присутствие шума на изображении приводит к снижению значения R и появлению максимума в исследуемой зависимости внутри интервала возможных значений $N_{СК}$. Эта тенденция справедлива для умеренных отношений сигнал/шум.

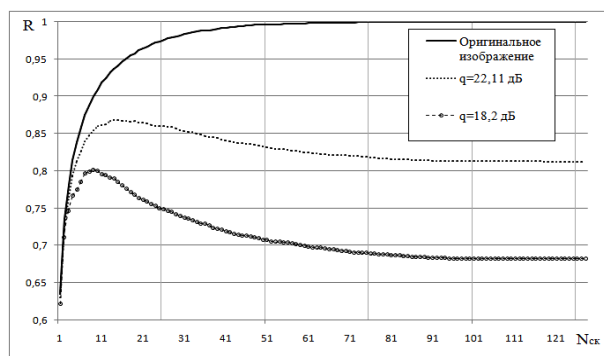


Рис. 3. Зависимость коэффициента корреляции R между оригинальным изображением без шума X и его аппроксимацией $X_{и}(N_{СК})$ от числа $N_{СК}$ сингулярных компонент

Легко заметить, что с уменьшением отношения сигнал/шум исследуемые зависимости демонстрируют насыщение коэффициента R при увеличении

$N_{СК}$. Представленные зависимости были получены для отношения сигнал/шум q , которое определялось метрикой PSNR[1]:

$$q = 20 \log_{10} \left(255 / \sqrt{\frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} [f_{i,j} - g_{i,j}]^2} \right), \quad (2)$$

где $f_{i,j}$ – значение пикселей оригинального изображения в координатах i, j ; $g_{i,j}$ – значение пикселей сравниваемого изображения в координатах i, j ; N_1, N_2 – число пикселей в строках и столбцах сравниваемых изображений.

Технология суррогатных данных

В работе [6] был предложен метод подавления на цифровом изображении аддитивного гауссовского шума, основанный на коррекции метода SSA, использующей технологию суррогатных данных. Эта технология дополняет классические асимптотические методы статистики и основана на интенсивном использовании компьютерно-ориентированных технологий, которые обосновал Б. Эфрон [8]. Данные технологии позволяют в том случае, когда нет возможности повторно получить истинные наблюдения (*увеличить объем выборки*), разработать методы, которые формируют так называемые "псевдо-выборки" (суррогатные данные). На их основе можно решать задачи оценки качества характеристик наблюдений, полученных по малым выборкам.

Применение технологии суррогатных данных к обработке изображений может быть использовано для уменьшения влияния шума наблюдения. Её использование основано на следующем факте. Если на практике удастся получить большое число экспозиций объекта (изображений), то для решения задачи уменьшения шума на изображениях (шумоподавления) применяется усреднение по ансамблю изображений, которое способно подавить шумы, не разрушив его детальность, поскольку оно, по сути, увеличивает отношение сигнал-шум, определенное для одного снимка (экспозиции) объекта. Усреднение изображений работает на основе предположения об абсолютно случайной природе шума в изображении. Соответственно, случайные отклонения от изображения, полученного в отсутствии шума, будут последовательно снижаться по мере усреднения возрастающего числа изображений. В общем случае уровень шума падает как квадратный корень от числа усредненных изображений.

Однако, нередко, на практике получить большое число изображений (снимков) не представляется возможным. В условиях, когда имеется единственная реализация изображения, целесообразно использовать подход [8], позволяющий из единственного снимка сформировать псевдоансамбль сурро-

гатных изображений и выполнить их усреднение.

Как и в работах [5 – 7], для формирования суррогатных изображений применим ATS-алгоритм (attractor trajectory surrogates) формирования суррогатных данных. Он основан на применении к каждой строке одной из компонент матрицы \mathbf{X} , процедуры погружения в псевдофазовое пространство заданной размерности. Далее в этом пространстве выделяется окрестность выбранной точки, которая затем заменяется одной из точек случайно выбранной из этой окрестности. Процедура повторяется для следующей выбранной точки. Таким образом, формируется одна суррогатная реализация строки и всего изображения. Алгоритм позволяет сформировать ансамбль суррогатных реализаций изображения. Подробности алгоритма описаны в работе [5].

Результаты моделирования

Ниже показаны результаты влияния трех случаев выбора числа сингулярных компонент, к которым применяется ТСД, на качество подавления аддитивного шума на цифровом изображении:

1. Изображение приближалось только «информационной» матрицей $\mathbf{X} \approx \mathbf{X}_И(N_{СК})$, к которой применялась ТСД. На рис. 4 показаны зависимости коэффициента корреляции R между оригинальным (без шума) \mathbf{X} и восстановленным изображением $\mathbf{X}_{сurr}(N_{СК}) = \mathbf{X}_{И.ТСД}(N_{СК})$.

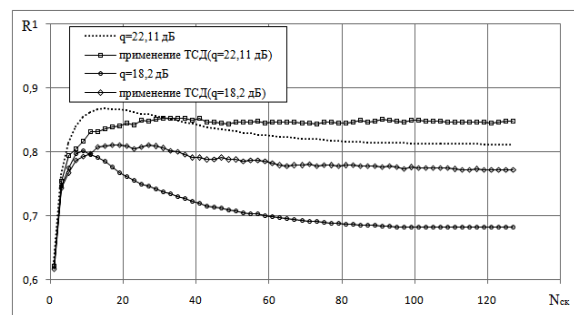


Рис. 4. Зависимости коэффициента корреляции R между оригинальным (без шума) \mathbf{X} и восстановленным изображением $\mathbf{X}_{сurr}(N_{СК}) = \mathbf{X}_{И.ТСД}(N_{СК})$

На рис. 5 показаны результаты подавления аддитивного шума, в зависимости от выбора $N_{СК}$ для варианта, предложенного в пункте 1. Визуальный анализ рис. 5 показывает, что использование большего числа сингулярных компонент ($N_{СК} \geq 50$) позволяет сохранить больше деталей изображения, несмотря на то, что максимум коэффициента корреляции достигается при $N_{СК} = 10$.

2. Рассмотрим вариант обработки изображения \mathbf{X} , когда восстановленное изображение определялось в виде

$$\mathbf{X}_{сurr}(N_{СК}) = \mathbf{X}_{И.ТСД}(N_{СК}) + \mathbf{X}_П(N - N_{СК}).$$

На рис. 7 показаны зависимости коэффициента корреляции R между оригинальным (без шума) X и восстановленным $X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ изображением. Анализ зависимостей, показанных на рис. 7 и визуальный анализ изображений $X_{\text{сурр}}$, представленных на рис. 6, показывает, что добавление компоненты $X_{\Pi}(N - N_{\text{СК}})$ к компоненте $X_{\text{и.ТСД}}(N_{\text{СК}})$, полученной после суррогатной обработки, ухудшает результат восстановления изображения (рис. 4) для значений $N_{\text{СК}} \leq 50$, так как при малом $N_{\text{СК}}$ ком-

понента $X_{\Pi}(N - N_{\text{СК}})$, содержит больше шума наблюдения. В этом случае существует значение $N_{\text{СК}}$, при котором коэффициент корреляции принимает минимальное значение. При $N_{\text{СК}} \geq 50$ матрица X_{Π} оказывает меньшее влияние на качество обработки изображения (рис. 6), коэффициент корреляции возрастает, однако в дальнейшем начинает насыщаться. Для условий моделирования, описанных в пункте 2, восстановленные изображения $X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ показаны на рис. 6.

Оригинальное изображение с шумом при $q=22,11$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 5$ $q_{N_{\text{СК}}} = 23,487$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 10$ $q_{N_{\text{СК}}} = 24,597$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 50$ $q_{N_{\text{СК}}} = 25,49$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 100$ $q_{N_{\text{СК}}} = 25,418$ дБ
Оригинальное изображение с шумом при $q=18,2$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 5$ $q_{N_{\text{СК}}} = 23,148$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 10$ $q_{N_{\text{СК}}} = 23,942$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 50$ $q_{N_{\text{СК}}} = 23,835$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 100$ $q_{N_{\text{СК}}} = 23,502$ дБ

Рис. 5. Восстановленные изображения $X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}}) = X_{\text{и.ТСД}}(N_{\text{СК}})$

Оригинальное изображение с шумом при $q=22,11$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 5$ $q_{N_{\text{СК}}} = 21,915$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 10$ $q_{N_{\text{СК}}} = 21,936$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 50$ $q_{N_{\text{СК}}} = 24,046$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 100$ $q_{N_{\text{СК}}} = 25,305$ дБ
Оригинальное изображение с шумом при $q=18,2$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 5$ $q_{N_{\text{СК}}} = 20,217$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 10$ $q_{N_{\text{СК}}} = 20,191$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 50$ $q_{N_{\text{СК}}} = 21,578$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 100$ $q_{N_{\text{СК}}} = 22,224$ дБ

Рис. 6. Восстановленные изображения $X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}}) = X_{\text{и.ТСД}}(N_{\text{СК}}) + X_{\Pi}(N - N_{\text{СК}})$

Анализ зависимостей, показанных на рис. 7, и визуальный анализ изображений $X_{\text{сурр}}$, представленных на рис. 6, показывает, что добавление компоненты $X_{\text{п}}(N - N_{\text{СК}})$ к компоненте $X_{\text{и.ТсД}}(N_{\text{СК}})$, полученной после суррогатной обработки, ухудшает результат восстановления изображения (см. рис. 6) для значений $N_{\text{СК}} \leq 50$, так как при малом $N_{\text{СК}}$ компонента $X_{\text{п}}(N - N_{\text{СК}})$, содержит больше шума наблюдения. В этом случае существует значение $N_{\text{СК}}$, при котором коэффициент корреляции принимает минимальное значение. При $N_{\text{СК}} \geq 50$ матрица $X_{\text{п}}$ оказывает меньшее влияние на качество обработки изображения, коэффициент корреляции возрастает, однако в дальнейшем начинает насыщаться.

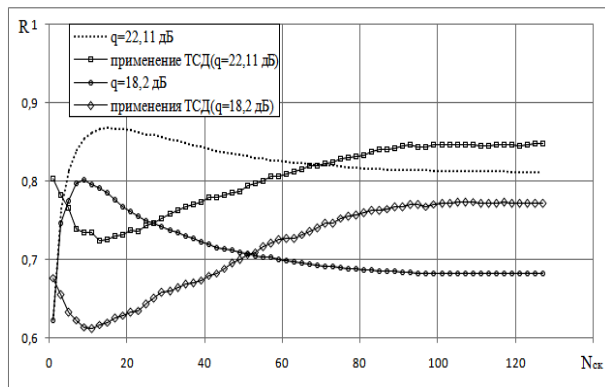


Рис. 7. Зависимости коэффициента корреляции R между оригинальным (без шума) X и восстановленным $X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ изображением

3. Если предположить, что в изображении большое значение имеют мелкие детали, искаженные шумом наблюдения, то представляется целесообразным уменьшать его вклад в первую очередь в компоненте $X_{\text{п}}(N - N_{\text{СК}})$. В работе [7] этот вариант обработки изображения рассматривался при фиксированном значении $N_{\text{СК}}$. Восстановленное изображение определялось следующим образом

$$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}}) = X_{\text{и}}(N_{\text{СК}}) + X_{\text{п.ТсД}}(N - N_{\text{СК}}).$$

Исследуем этот вариант обработки изображения для различных значений $N_{\text{СК}}$.

На рис. 8 показаны графики зависимости коэффициента корреляции R между оригинальным (без шума) X и восстановленным («суррогатным») изображением $X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$, а на рис. 9 показаны изображения $X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ для различных значений $N_{\text{СК}}$ и двух значений q.

Анализ рис. 8, 9 показывает, что увеличение числа $N_{\text{СК}}$ вначале приводит к увеличению коэффициента корреляции R, а затем к его уменьшению и

дальнейшему насыщению. При увеличении q эта тенденция сохраняется.

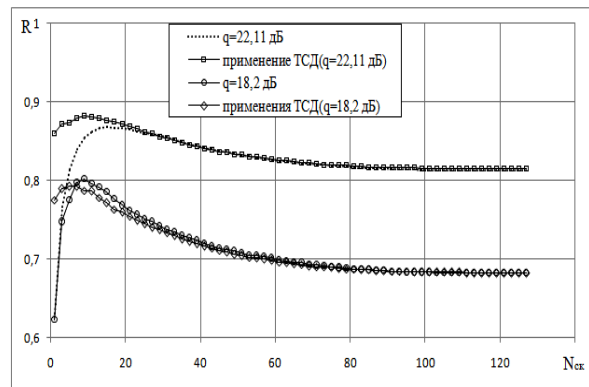


Рис. 8. Зависимости коэффициента корреляции R между оригинальным (без шума) X и восстановленным («суррогатным») изображением $X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$

Выводы

Применение метода SSA для подавления аддитивного гауссовского шума на цифровых изображениях имеет один принципиальный недостаток. Предполагается, что количество информации, содержащееся в сингулярных компонентах, пропорционально сингулярным значениям SVD разложения матрицы изображения. Компоненты разложения матрицы с сингулярными значениями меньшими некоторого порогового значения относят к помеховым факторам. Данное предположение, взятное из теории и практики применения метода SSA к обработке временных рядов, часто не выполняется для изображений насыщенных мелкими деталями.

В данной статье исследованы свойства метода ослабления отмеченного ограничения с использованием ТсД. Показано, что можно использовать несколько вариантов коррекции метода SSA, обладающих различной эффективностью. Предпочтение следует отдать варианту, в котором изображение приближается только «информационной» матрицей $X \approx X_{\text{и}}(N_{\text{СК}})$, к которой применяется ТсД. Первый и третий варианты коррекции при умеренных отношениях сигнал/шум демонстрируют наличие предпочтительного числа компонент разложения, обеспечивающих максимальное значение коэффициента корреляции между оригинальным и «суррогатными» изображениями.

Следует отметить, что как визуальная, так и численная меры качества исследованного подхода к коррекции метода SSA не могут считаться всеобъемлющими.

Например, представляет интерес исследовать, разрешающую способность предложенной в статье коррекции метода SSA.


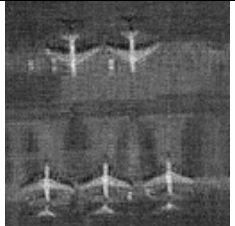
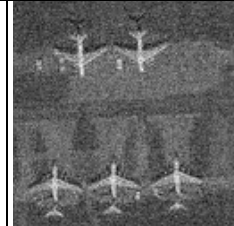
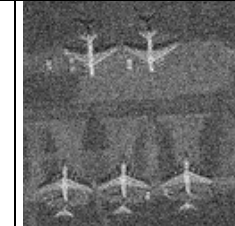
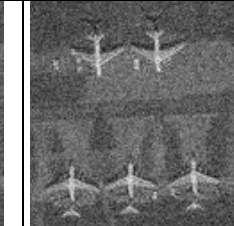
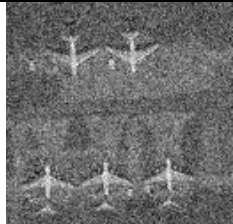
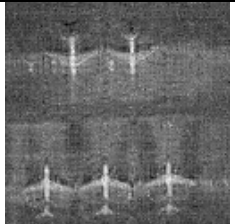
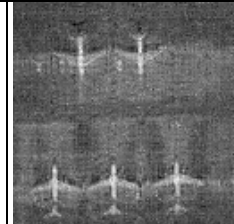
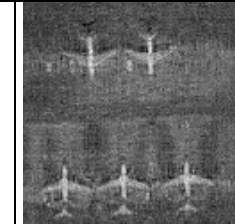
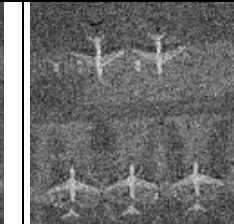
Оригинальное изображение с шумом при $q=22,11$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 5$ $q_{N_{\text{СК}}}=25,915$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 10$ $q_{N_{\text{СК}}}=25,747$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 50$ $q_{N_{\text{СК}}}=23,0,31$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 100$ $q_{N_{\text{СК}}}=22,255$ дБ
				
Оригинальное изображение с шумом при $q=18,2$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 5$ $q_{N_{\text{СК}}}=23,254$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 10$ $q_{N_{\text{СК}}}=22,529$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 50$ $q_{N_{\text{СК}}}=19,403$ дБ	$X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}})$ $N_{\text{СК}} = 100$ $q_{N_{\text{СК}}}=18,675$ дБ
				

Рис. 9. Восстановленные изображение $X_{\text{сурр}}(N_{\text{СК}}) = X_{\text{и}}(N_{\text{СК}}) + X_{\text{п.ТСД}}(N - N_{\text{СК}})$

Список литературы

1. Хуанг Т. Обработка изображений и цифровая фильтрация / Т. Хуанг. – М.: Мир, 1979. – 315 с.
2. Фисенко В.Т. Компьютерная обработка и распознавание изображений / В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко. – СПб: СПбГУ ИТМО, 2008. – 192 с.
3. Грузман И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах / И.С. Грузман, В.С. Киричук. – Новосибирск: Издательство НГТУ, 2002. – 352 с.
4. Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений / Т.С. Хуанг и др. – М.: Радио и связь, 1984. – 224 с.
5. Костенко П.Ю. Уменьшение аддитивного шума на цифровых изображениях с использованием технологии суррогатных данных / П.Ю. Костенко, В.И. Василюшин, В.В. Слободянюк // Системи обробки інформації. – Х.: ХУ ПС, 2014. – Вип. 8(124). – С. 33-38.
6. Слободянюк В.В. Анализ влияния вида развертки зашумленного цифрового изображения на эффективность метода подавления шума, использующего технологию суррогатных данных / В.В. Слободянюк, О.В. Шаповалов // Системи обробки інформації. – Х.: ХУ ПС, 2015. – Вип. 5(125). – С. 22-27.

7. Костенко П.Ю. Снижение уровня шума на цифровом изображении с использованием технологии суррогатных данных и его сингулярного разложения / П.Ю. Костенко, В.И. Василюшин, В.В. Слободянюк, А.В. Плахотенко // Системи обробки інформації. – Х.: ХУ ПС, 2015. – Вип. 9(125). – С. 22-27.

8. Эфрон Б. Нетрадиционные методы многомерного статистического анализа: пер. с англ. / Б. Эфрон. – М.: Финансы и статистика, 1988. – 263 с.

Поступила в редколлегию 16.10.2015

Рецензент: д-р техн. наук, проф. П.Ю. Костенко, Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков.

ВПЛИВ ЧИСЛА СИНГУЛЯРНИХ КОМПОНЕНТ У РОЗКЛАДАННІ ЦИФРОВОГО ЗОБРАЖЕННЯ, ОБРОБЛЕНИХ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЇ СУРОГАТНИХ ДАНИХ, НА ЯКІСТЬ ПОДАВЛЕННЯ ШУМУ

В.В. Слободянюк

У статті показана залежність якості подавлення адитивного шуму на цифровому зображенні від числа сингулярних компонент в його розкладі, до яких застосовувалася технологія суррогатних даних.

Ключові слова: зображення, технологія суррогатних даних, сингулярний розклад.

INFLUENCE OF THE NUMBER SINGULAR COMPONENT IN DECOMPOSITION DIGITAL IMAGE, TREATED WITH SURROGATE DATA TECHNOLOGY, ON QUALITY NOISE SUPPRESSION

V.V. Slobodyanyk

In article shows the dependence quality additive noise suppression on digital images of the number singular component treated with surrogate data technology.

Keywords: image, surrogate data technology, singular value decomposition.