

КОНТРОЛЬ И МОНИТОРИНГ БЕТОННЫХ КОНСТРУКЦИЙ С ПОМОЩЬЮ РЕНТГЕНОГРАФИИ И МЕТОДА МИНИМИЗАЦИИ ВЗВЕШЕННОЙ ЯДЕРНОЙ НОРМЫ

© 2020 г. Амир Мовафехи¹, Эффат Яхаги², Бехруз Рокрок¹, Махди Мирзапур^{3,*}

¹ Исследовательская школа по реакторной и радиационной безопасности, Исследовательский институт ядерных наук и технологий, Тегеран, Иран

² Кафедра физики, Международный университет им. Имама Хомейни, Казвин, Иран

³ Кафедра математики, Факультет фундаментальных наук, Университет им. Абу-Али Сины, Хамадан, Иран

E-mail: *mahdimirzapour67@gmail.ru

Поступила в редакцию 11.05.2019; после доработки 26.07.2019

Принята к публикации 10.03.2020

При оценке несущей способности и эксплуатационных параметров с целью определения состояния здания и анализа повреждений важными факторами являются расположение арматурных стержней в бетоне, коррозия стержней, диаметр и глубина их расположения. Радиографические методы используются для изучения внутреннего состояния различных элементов строений. Основной целью проверки является визуализация арматурных стержней, фитингов или натяжных канатов. В этом исследовании для улучшения визуализации скрытых структур и дефектов на рентгенограммах был использован метод минимизации взвешенной ядерной нормы. Метод основан на минимизации энергии изображения и сингулярном разложении для повышения контрастности. Предложенный алгоритм был успешно применен для рентгенографических изображений бетонных сегментов. Было достигнуто улучшение визуализации деталей конструкции и обнаружения областей дефектов при сохранении информации о границах структуры и мелких деталях. Оценка качества изображения показала, что уровень контрастности по отношению к шуму увеличивается примерно в два раза в восстановленных изображениях с использованием предложенного метода. Кроме того, влияние фона уменьшается, и достигается лучшее качество изображения.

Ключевые слова: контроль бетона, промышленная радиография, неразрушающий контроль, метод минимизации взвешенной ядерной нормы (МВЯН), контроль состояния.

DOI: 10.31857/S0130308220040077

1. ВВЕДЕНИЕ

После строительства необходимы испытания бетонных конструкций, чтобы убедиться, что конструкция продолжает соответствовать проектным нормам. Свойства бетона, включая плотность, модуль упругости, прочность, твердость поверхности и поверхностное поглощение, а также положение арматуры, размер и расстояние от поверхности, могут быть измерены с использованием различных методов разрушающего и неразрушающего контроля [1—3]. Во многих методиках разрушающего контроля, таких как испытания кернов бетона и испытания на отрыв, поверхность должна быть восстановлена после испытаний. Неразрушающие методы контроля, такие как ультразвук и рентгенография, могут применяться к бетонным конструкциям для контроля качества или разрешения сомнений касательно качества материалов или самой конструкции.

Положение арматурных стальных стержней в бетоне, диаметр стержня, его коррозию, а также глубину под поверхностью можно оценить с помощью рентгенографического метода неразрушающего контроля. Этот метод может также выявить любые дефекты и посторонние включения, наличие или отсутствие жидкого цемента в предварительно нагруженной конструкции и изменения в плотности бетона [1, 4—6]. Однако качество изображения, полученного с помощью рентгенографического метода, может быть значительно снижено из-за рассеянного рентгеновского излучения, поэтому для достижения приемлемого качества изображения требуется использование поглотителя рассеянных фотонов либо коллиматора. Несмотря на то, что коллимация излучения, экраны и фильтры, обратное экранирование свинцом и использование различных типов усиливающих экранов могут быть полезными, они неизбежно приводят к повышению стоимости процедуры рентгенографии. Методы обработки изображений, напротив, значительно дешевле в реализации и могут помочь в интерпретации конкретных рентгенограмм за счет повышения контрастности и качества изображения [1, 2]. Оператору теперь могут быть предложены простые в применении методы цифровой обработки изображений, которые в реальности могут представлять собой сложные вычислительные алгоритмы, работающие на стандартных персональных компьютерах. Целью большинства таких методов является улучшение визуализации деталей изображения за счет уменьшения размытия

фона. Методы цифровой обработки изображений, которые реализуются в пространственной и частотной областях, могут основываться на алгоритмах, использующих уравнения в частных производных, линейную фильтрацию, анализ главных компонент, анализ независимых компонент, анизотропную диффузию, вейвлеты, пучки и нейросети [7—10].

В данной статье для визуализации рентгеновских снимков бетона используется метод минимизации взвешенной ядерной нормы (МВЯН). В последнее время метод минимизации ядерной нормы и его взвешенный вариант используются как выпуклая релаксация недетерминированной полиномиальной твердой (НПТ) задачи низкого ранга и также легко может быть решен малозатратными компьютерными методами [11—14]. Ядерная норма, также известная как следовая норма, является особым случаем нормы Шаттена и определяется в следующем виде:

$$\|A\|_* = \text{trace}(\sqrt{A^T A}) = \sum_{i=1}^{\min\{m,n\}} \lambda_i(A), \quad (1)$$

где $\lambda_i(A)$ — сингулярные величины произвольной $m \times n$ матрицы A . МВЯН направлен на аппроксимацию бесшумного изображения I по шумному изображению y , одновременно сводя к минимуму ядерную норму I . Следует отметить, что предварительные знания о желаемом решении и понимание задач могут быть включены с помощью весовых коэффициентов в МВЯН. В этой статье мы рассмотрим следующую задачу МВЯН:

$$\min_I \|y - I\|_F^2 + \|I\|_{\omega,*}, \quad (2)$$

где для $m \times n$ изображения I норма Фробениуса $\|I\|_F$ определяется как $\|I\|_F^2 = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |I(i,j)|^2$, а для произвольного весового коэффициента ω , $\|I\|_{\omega,*} = \sum_{i=1}^m \omega_i \lambda_i(I)$ определяет взвешенную ядерную норму.

Следует упомянуть, что задача МВЯН (2) не является выпуклой задачей и, следовательно, трудно решается по сравнению с невзвешенной минимизацией ядерной нормы. В данной статье нами используется итеративный метод для получения минимизатора задачи МВЯН (2). В итеративном методе мы проводим оценку шума в текущей итерации, сравнивая сгруппированные матрицы патчей с соответствующими матрицами патчей в его бесшумном варианте, который получен на предыдущей итерации. В методе МВЯН путем включения соответствующих весов можно чередовать геометрическую структуру изображения и его энергетическую оптимизацию для более точной оценки шума [15, 16]. В этом исследовании МВЯН использовали для удаления шума рентгенографических изображений конкретных сегментов, что приводит к улучшению изображения скрытых внутренних деталей и визуализации дефектов. В методе используются сингулярные величины, которым присваиваются разные весовые коэффициенты. Экспериментальные результаты обработки показали, что МВЯН улучшает не только контраст на рентгенограмме, но также и при локальном сохранении структуры приводит к визуально более ясной внутренней структуре и отбражению коррозии в стержнях.

2. МЕТОДЫ

2.1. Метод минимизации взвешенной ядерной нормы

В данном разделе мы кратко опишем итеративный метод МВЯН для решения задачи минимизации. Остаточный шум в текущей итерации (k) может оцениваться с помощью метода МВЯН, где сгруппированные матрицы патчей в данном зашумленном изображении y на итерации k сравниваются с соответствующими матрицами патчей в его изображении со сниженным уровнем шумов на итерации $k-1$. Предполагается, что различие сгруппированных матриц патчей с соответствующими матрицами патчей и есть «шум». В результате процесса WNNM восстанавливается исходное изображение I из входного изображения с шумом, $y = I + n$, где n — неизвестный шум. В частности, мы предполагаем, что n является белым гауссовским шумом, то есть его среднее значение равно нулю, а его дисперсия будет обозначаться как σ_n^2 . На первом этапе этого процесса для локального патча y_j ищутся и укладываются в нелокальные аналогичные патчи для построения матрицы M_{y_j} в следующем виде [15]:

$$M_{y_j} = M_{I_j} + M_{n_j}, \quad (3)$$

где индекс j — местоположение пикселя в зашумленном изображении, M_{I_j} и M_{n_j} — матрицы патчей исходного изображения и аддитивного шума соответственно.

Из-за предшествующего сходства и избыточности изображения предполагается, что матрица патчей M_{I_j} является матрицей низкого ранга, и ее можно оценить по M_{y_j} , но из-за НПТ задачи минимизации низкого ранга предполагается, что решая методом МВЯН можно оценить M_{I_j} [5, 9, 15]:

$$\hat{M}_{I_j} = \operatorname{argmin}_{M_{I_j}} \frac{1}{\sigma_n^2} \|M_{y_j} - M_{I_j}\|_F^2 + \|M_{I_j}\|_{\omega,*}, \quad (4)$$

где дисперсия шума σ_n^2 используется для нормализации условия точности данных $\|M_{y_j} - M_{I_j}\|_F$ и ω обозначает веса, которые используются для различной обработки сингулярных величин (на основе их различной значимости) и определяется как

$$\omega_i = \frac{C\sqrt{m}}{\sigma_i(M_{I_j}) + \varepsilon}, \quad (5)$$

где $C > 0$ — константа, m — количество нелокальных патчей, схожих с данным патчем P_{y_j} . Чтобы исключить возможность деления на ноль, для наших экспериментальных результатов мы задали $\varepsilon = 10^{-16}$, $C = \sqrt{2}$ и $m = 30$. Более того, мы использовали $\delta = 0,1$ как параметр регуляризации в Алгоритме 1. Если мы зададим $SVD(M_{y_j}) = U\Lambda V^T$, тогда, в этом случае, минимизатор переформулированной задачи минимизации (4) для неубывающих весов (5) можно получить в следующем виде:

$$\hat{M}_{I_j} = U\Lambda_{\sigma_n^2\omega} V^T, \quad \Lambda_{\sigma_n^2\omega} = \max(\lambda_i - \sigma_n^2\omega_i, 0) \quad (6)$$

где $\sigma_n^2\omega$ играет роль мягкого порога и применяется для всех сингулярных значений λ_i матрицы M_{I_j} [15]. Как можно видеть из уравнения (6), большие сингулярные значения d меньшей степени бракуются по сравнению с малыми значениями в соответствии с основным требованием шумоподавления изображений. Следует отметить, что использование неубывающих пороговых весов ω приводит к тому, что задача минимизации (4) является невыпуклой, и, следовательно, нет гарантии существования глобального минимизатора [15]. Однако в [15] предложен итерационный алгоритм, сходящийся к локальному минимизатору МВЯН(4). Упомянутый алгоритм обобщен в Алгоритме 1.

Алгоритм 1: Шумоподавление изображений методом МВЯН

1. **Ввод:** изображение с высоким уровнем помех и параметры, определяемые пользователем: $K, \delta, C, m, \varepsilon$.
2. **Вывод:** обработанное изображение $\hat{I}^K$.
3. **Инициализация:** $\hat{I}^{(0)} = y$ and $y^0 = y$.
4. **for** $k = 1 : K$ **do**.
5. Итеративная регуляризация $y^k = \hat{I}^{k-1} + \delta(y - y^{k-1})$.
6. **for** каждый патч y_i в y^k **do**.
7. Найти группу схожих патчей M_{y_i} .
8. Получить сингулярное разложение $M_{y_i} = U\Lambda V^T$.
9. Оценить весовой вектор ω используя (5).
10. Рассчитать оценку $\hat{M}_{I_j} = U\Lambda_{\omega\sigma_n^2} V^T$ используя (6).
11. Усреднить $\hat{M}_{I_j}$ для формирования конечного изображения $\hat{I}^k$.

2.2. Цифровое радиографическое изображение

Радиографические изображения были получены из многочисленных объектов из бетона, которые показаны на рис. 1, с использованием рентгеновских лучей. Рентгеновский аппарат использовался для всех экспериментов, в том числе как для пленок (Kodak AA-400), так и для рентгенографических пластин для цифровой радиографии (ЦР). Характеристические кривые пленок были получены с использованием промышленной рентгеновской установки, напряжением на трубке в которой было 240 кВ. Рентгенографические изображения конкретных областей были оцифрованы с использованием пленочного сканера Microtek 1000 XL, чтобы обеспечить дальнейшую обработку изображений с использованием процедуры [17—19]. Сканер калибровали с использованием пленки для калибровки плотности для преобразования уровней серого в оптическую плотность для каждой операции сканирования. Кроме того, система ЦР с пластинами



Рис. 1. Образцы бетона, используемые для практических экспериментов.

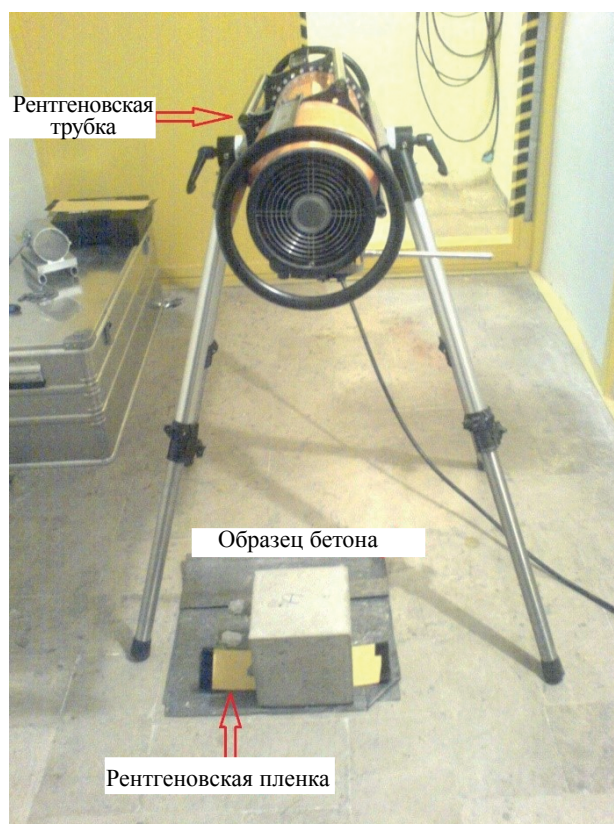


Рис. 2. Радиографическая экспериментальная установка, используемая в данной работе.

использовалась в соответствии со стандартом [20]. Пластины считывались в ЦР-сканере с лазерным лучом с размером пятна 50 мкм. Экспериментальная установка рентгенографии показана на рис. 2.

3. РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

К полученным рентгенографическим изображениям бетона применялся метод МВЯН. Рентгенографические изображения были получены для ряда бетонных сегментов с целью определения положения арматурных стальных стержней, оценки диаметров стержней для обнаружения

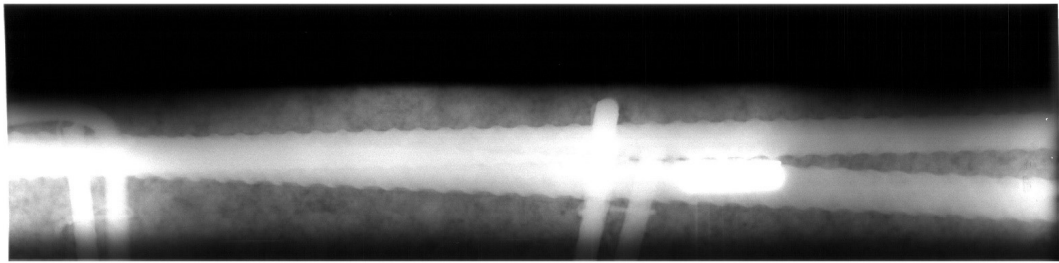


Рис. 3. Пример оцифрованного рентгенографического изображения железобетонного участка.

коррозии и их глубины под поверхностью. На рис. 3 приведен пример оцифрованного изображения железобетонного образца. Видно, что рентгенограмма довольно мутная, и многие внутренние особенности структуры маскируются низким отношением сигнал/шум. С целью лучшего отображения внутренней структуры, любых дефектов и измерения коррозии применялся метод МВЯН. Использовалась энергия минимизации для патча размером 9×9 , а параметр итеративной регуляризации δ и параметр C были заданы как 1,1 и 2,8 соответственно; K (число итераций) задано равным 10. На рентгенограммах были изображения с неизвестными уровнями шума, и для продолжения процедуры обработки необходимо было предположить разные уровни шума как входной параметр для алгоритма МВЯН.

Рис. 4 демонстрирует результирующие изображения вследствие применения МВЯН с различными уровнями шума, то есть $\sigma = 0,1, 1,5$ и 10 . Изображения с разными уровнями шума показаны на рис. 4а, в и д; эти изображения выглядят хуже исходного из-за добавленных уровней шума.

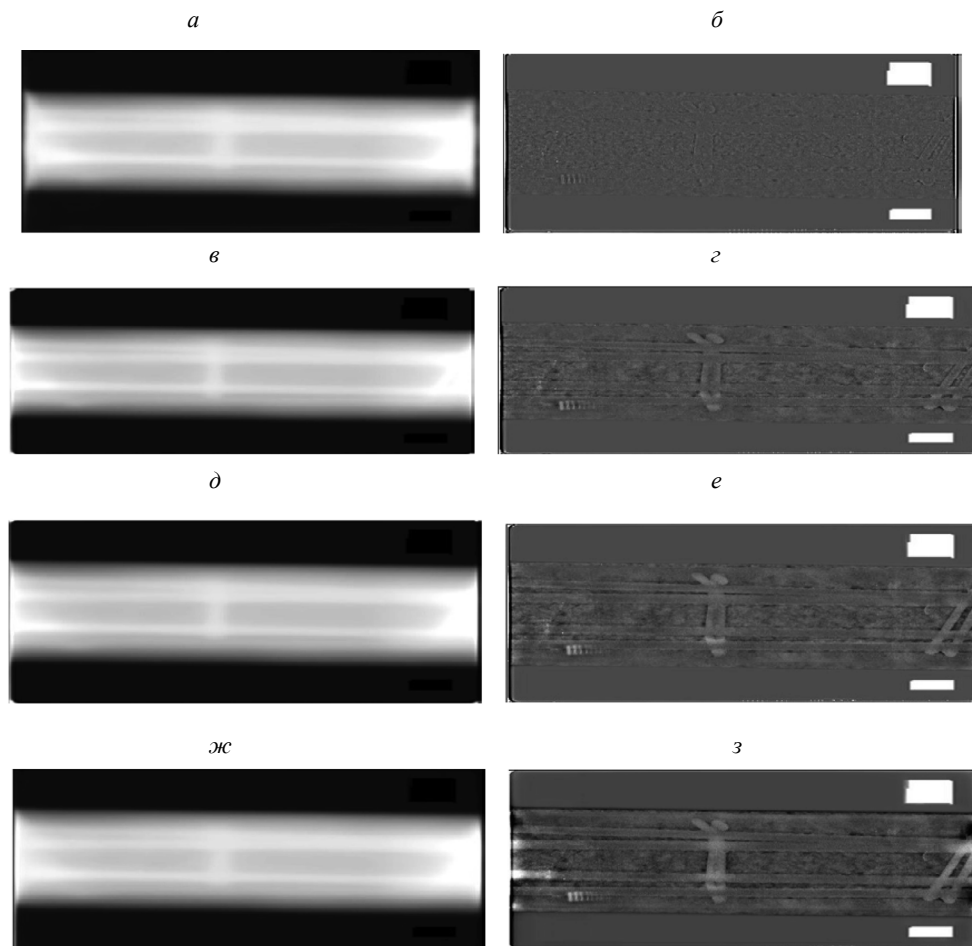


Рис. 4. а, в, д, ж — изображения в результате обработки методом МВЯН для $\sigma = 0,1, 1,5$ и 10 соответственно и б, г, е, з — изображения, полученные в результате вычитания.

Определение оптимальных параметров для формирования изображения МВЯН оказывается сложной задачей для любой рентгенограммы. Поэтому выходные МВЯН-изображения вычитались из исходного изображения, также был отрегулирован уровень контрастности, что привело к изображениям, показанным на рис. 4 б, г и е. Полученные изображения показывают значительное улучшение детализации объекта и визуализации структуры стержня. Коррозия в стержнях может быть оценена в увеличенном рентгенографическом изображении с точностью до мм.

На рис. 5 показано изменение отношения сигнал/шум на изображениях МВЯН с различными предполагаемыми уровнями шума (σ) с использованием патча размера 9×9 и 20 итераций. Соотношение сигнал/шум уменьшается с увеличением σ и показано на рис. 4.

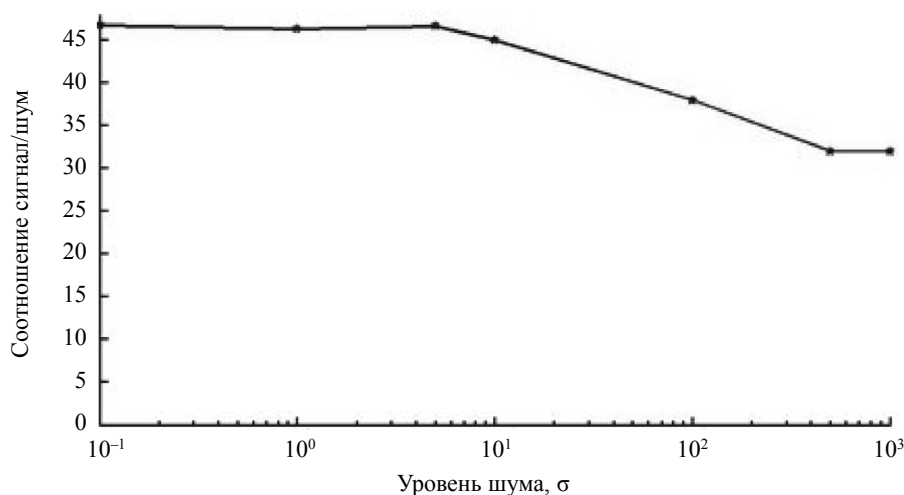


Рис. 5. Изменение соотношения сигнал/шум (результатирующее МВЯН и исходное изображение) в зависимости от уровня шума (σ) для патча размерами 9×9 и 20 итерациями.

На рис. 6 видно 2 других примера рентгенографических изображений и последующие изображения, полученные методом МВЯН. Некоторые из деталей конструкций и внутренних соединений (то есть арматурных стержней, стальной проволоки для крепления стержней и хомуты, которые формируют внешнюю часть стержня) более отчетливо видны на скорректированных восстановленных изображениях МВЯН.

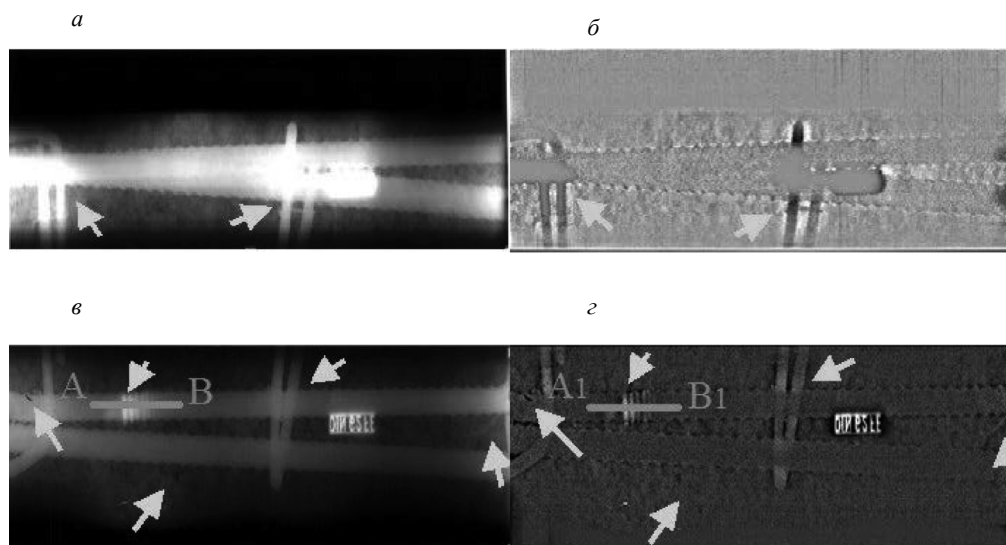


Рис. 6. а, в — 2 исходных рентгенографических изображений одного участка бетона; б, г — соответствующие скорректированные методом МВЯН обработанные изображения.

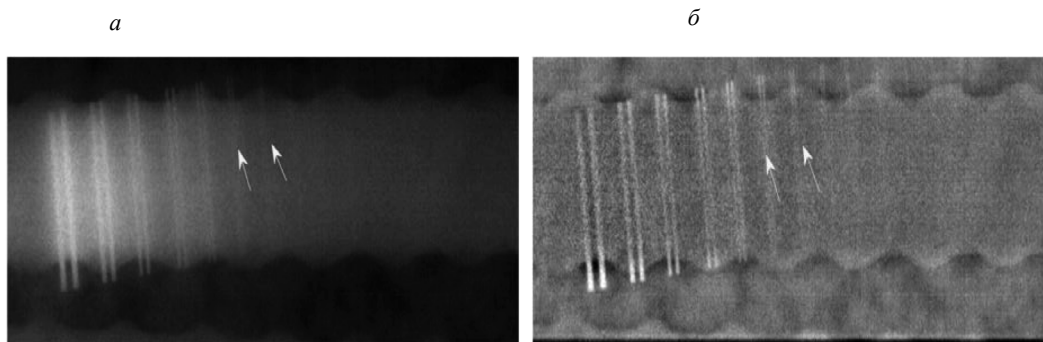


Рис. 7. Пары видимых линий области дуплексного эталона резкости рис. 6 для исходного изображения (а) и в скорректированном восстановленном методом МВЯН изображении (б).

Кроме того, дефектные (корродированные) области не видны в исходном изображении и лучше проявляются в обработанном изображении. Чтобы подчеркнуть улучшение качества изображения, на рис. 7 показана область дуплексного эталона резкости рис. 6 для исходного изображения и скорректированного восстановленного изображения. Анализ двух изображений показывает, что линии 6-й и 7-й пары видны на восстановленном изображении, но линии 6-й пары едва заметны на исходном изображении. Помимо этого был удален фон, и восстановленное изображение имеет лучшее качество.

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Алгоритм МВЯН был применен к рентгенографическим изображениям бетонных сегментов с целью отображения внутренних структур и корродированных областей. Результаты показали, что алгоритм МВЯН с методом регулировки контрастности эффективно улучшает визуализацию внутренних структур и обнаруживает дефекты, такие как пустоты и коррозия в бетонных сегментах. Было показано, что с помощью вычитания результирующего изображения методом МВЯН из исходного изображения можно получить реконструированные изображения, которые дают улучшенную визуализацию сегментов армированного бетона.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Guidebook on Non-destructive Testing of Concrete Structures. № 17 in Training Course Series, International Atomic Energy Agency, Vienna, 2002.
2. Maierhofer C., Reinhardt H.W., Dobmann G. Non-Destructive Evaluation of Reinforced Concrete Structures / Non-Destructive Testing Methods, Elsevier, 2010.
3. Mitton K., Jones A., Joyce M. Digital fast neutron radiography of steel reinforcing bar in concrete // J. Instrum. 2014. V. 9. № 12. P. C12045.
4. Michel A., Pease B. J., Geiker M.R., Stang H., Olesen J.F. Monitoring reinforcement corrosion and corrosion-induced cracking using non-destructive X-ray attenuation measurements // Cement Concrete Res. 2011. V. 41. № 11. P. 1085—1094.
5. Papadopoulos M., Apostolopoulos C.A., Zervaki A., Haidemenopoulos G. Corrosion of exposed rebars, associated mechanical degradation and correlation with accelerated corrosion tests // Construction and Building Materials. 2011. V. 25. № 8. P. 3367—3374.
6. Sun B., Wang X., Li Z. Meso-scale image-based modeling of reinforced concrete and adaptive multi-scale analyses on damage evolution in concrete structures // Comput. Mater. Sci. 2015. V. 110. P. 39—53.
7. Duan J., Lu W., Tench C., Gottlob I., Proudlock F., Samani N.N., Bai L. Denoising optical coherence tomography using second order total generalized variation decomposition // Biomed. Signal Process. Control. 2016. V. 24. P. 120—127.
8. Feschet F. Implementation of a Denoising Algorithm Based on High-Order Singular Value Decomposition of Tensors // Image Processing On Line. 2019. V. 9. P. 158—182. DOI 10.5201/ipo1.2019.226
9. Fang Z., Yi X., Tang L. An adaptive boosting algorithm for image denoising // Math. Probl. Eng. 2019. V. 2019. P. 1—14.
10. Liu C., Szeliski R., Kang S.B., Zitnick C.L., Freeman W.T. Automatic estimation and removal of noise from a single image // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2008. V. 30. № 2. P. 299—314.

11. *Han F., Liu B., Zhu J., Zhang B.* Algorithm design for edge detection of high-speed moving target image under noisy environment // *Sensors*. 2019. V. 19. № 2. P. 343.
 12. *Liu R., Lin Z., Su Z.* Linearized alternating direction method with parallel splitting and adaptive penalty for separable convex programs in machine learning // *Asian Conference on Machine Learning*. 2013. P. 116—132.
 13. *Chen H., Fu S., Wang H., Lv H., Zhang C.* Speckle attenuation by adaptive singular value shrinking with generalized likelihood matching in optical coherence tomography // *J. Biomed. Opt.* 2018. V. 23. № 3. P. 036014.
 14. *Kim D.G., Shamsi Z.H.* Enhanced residual noise estimation of low-rank approximation for image denoising // *Neurocomputing*. 2018. V. 293. P. 1—11.
 15. *Gu S., Zhang L., Zuo W., Feng X.* Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014. P. 2862—2869.
 16. *Gu S., Xie Q., Meng D., Zuo W., Feng X., Zhang, L.* Weighted nuclear norm minimization and its applications to low-level vision // *Int. J. Comput. Vis.* 2017. V. 121. № 2. P. 183—208.
 17. Non-destructive testing — qualification of radiographic film digitization systems — part 1: definitions, quantitative measurements of image quality parameters, standard reference film and qualitative control, International Organization for Standardization, ISO 14096-1, Switzerland, re-approved, 2014.
 18. Non-destructive testing — qualification of radiographic film digitization systems — part 2: Minimum requirement, ISO 14096-2, Switzerland, re-approved, 2014.
 19. User guide of Scanmaker-1000 scanner, Microtek Co, 2013.
 20. Non-destructive testing of welds — Radiographic testing — Part 2: X- and gamma-ray techniques with digital detectors, ISO 17636-2, Switzerland, 2013.
-