



ISSN 1995-2732 (Print), 2412-9003 (Online)
УДК 620.17
DOI: 10.18503/1995-2732-2024-22-4-171-180

ОЦЕНКА И ДИАГНОСТИРОВАНИЕ СТРУКТУРНОЙ ДЕГРАДАЦИИ СПЛАВА НП-30ХГСА, ПОЛУЧЕННОГО МЕТОДОМ WAAM С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТОВОЙ МОДЕЛИ

Аносов М.С., Манцеров С.А., Клочкова Н.С., Михайлов А.М.

Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева, Нижний Новгород, Россия

Аннотация. Постановка задачи (актуальность работы). Аддитивные технологии, такие как 3D-печать, становятся все более актуальными в современном мире. Они позволяют создавать сложные изделия и конструкции, которые ранее было трудно или даже невозможно изготовить с использованием традиционных методов производства. При этом технология WAAM представляет собой важное направление в развитии аддитивного производства металлических изделий и имеет высокую актуальность в современной промышленности. При изготовлении деталей методом WAAM крайне важно знать их остаточный ресурс, который во многом определяется усталостными свойствами материала. **Цель работы.** Разработать способ диагностирования конструкционных сталей, полученных методом 3D-печати электродуговой наплавкой. **Используемые методы.** Методы неразрушающего контроля и машинного обучения. **Новизна.** Предложенный метод диагностики структурной деградации является новым подходом к контролю состояния деталей из сплава НП-30ХГСА. Использование нейросетевых моделей для анализа данных о структуре сплава позволяет получить более точные результаты по сравнению с традиционными методами диагностики. Это даёт возможность более эффективно контролировать состояние деталей из сплава НП-30ХГСА и своевременно выявлять признаки структурной деградации. **Результат.** В данной работе исследованы процессы накопления структурной поврежденности в сплаве 30ХГСА при испытаниях на усталость. Наиболее выраженные структурные трансформации происходят при значениях относительного удлинения свыше 7%. **Практическая значимость.** Оценка и диагностика структурной деградации сплава НП-30ХГСА, изготовленного с использованием технологии WAAM и анализированного с помощью нейросетевой модели, представляет собой ключевой инструмент, способствующий обеспечению высокого качества производимых деталей. Это также позволяет повысить надежность конструкций и совершенствовать производственные процессы.

Ключевые слова: металлы, механические свойства, нейронное моделирование, сплав НП-30ХГСА, 3D-печать, WAAM, новые структуры металлов, заданные свойства, усталостные свойства

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (№ FSWE-2023-0008).

© Аносов М.С., Манцеров С.А., Клочкова Н.С., Михайлов А.М., 2024

Для цитирования

Оценка и диагностирование структурной деградации сплава НП-30ХГСА, полученного методом WAAM с использованием нейросетевой модели / Аносов М.С., Манцеров С.А., Клочкова Н.С., Михайлов А.М. // Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г.И. Носова. 2024. Т. 22. №4. С. 171-180. <https://doi.org/10.18503/1995-2732-2024-22-4-171-180>



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

ASSESSMENT AND DIAGNOSIS OF STRUCTURAL DEGRADATION OF NP-30HGSA ALLOY OBTAINED BY WAAM USING A NEURAL NETWORK MODEL

Anosov M.S., Mantserov S.A., Klochkova N.S., Mikhailov A.M.

Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russia

Abstract. Problem Statement (Relevance). Additive technologies such as 3D printing are becoming increasingly relevant in the modern world. They allow to create complex products that were previously difficult or even impossible to manufacture using traditional production methods. At the same time, WAAM technology represents an important direction in the development of additive manufacturing of metal products and is highly relevant in modern industry. When manufacturing parts using the WAAM method, it is extremely important to know their residual life, which is largely determined by the fatigue properties of the material. **Objectives.** It is required to develop a method for diagnosing structural steels obtained by 3D printing with electric arc surfacing. **Methods Applied.** Methods of non-destructive testing and machine learning. **Originality.** The proposed method for diagnosing structural degradation is a new approach to monitoring the condition of parts made of NP-30HGSA alloy. The use of neural network models for analyzing data on the alloy structure allows to obtain more accurate results compared with traditional diagnostic methods. This makes it possible to more effectively monitor the condition of parts made of NP-30HGSA alloy and timely identify signs of structural degradation. **Result.** In this paper, the processes of accumulation of structural damage in alloy 30HGSA during fatigue tests are investigated. The most pronounced structural transformations occur at values of relative elongation above 7%. **Practical Relevance.** Assessment and diagnostics of structural degradation of NP-30CrHSA alloy manufactured using WAAM technology and analyzed using a neural network model is a key tool to ensure high quality of manufactured parts. It also makes it possible to increase the reliability of structures and improve production processes.

Keywords: metals, mechanical properties, neural network modeling, NP-30HGSA alloy, 3D printing, WAAM, new metal structures, preset properties, fatigue properties

The work was carried out with the financial support of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (No. FSWE-2023-0008).

For citation

Anosov M.S., Mantserov S.A., Klochkova N.S., Mikhailov A.M. Assessment and Diagnosis of Structural Degradation of NP-30HGSA Alloy Obtained by Waam Using a Neural Network Model. *Vestnik Magnitogorskogo Gosudarstvennogo Tekhnicheskogo Universiteta im. G.I. Nosova* [Vestnik of Nosov Magnitogorsk State Technical University]. 2024, vol. 22, no. 4, pp. 171-180. <https://doi.org/10.18503/1995-2732-2024-22-4-171-180>

Введение

В последнее время наблюдается активный рост аддитивных технологий в области производства. Это объясняется возможностью аддитивных технологий создавать изделия практически любой сложности посредством послойной печати из 3D-модели, включая детали с комплексной геометрией [1]. Однако некоторые методы, такие как лазерное спекание металлических порошков, обладают определенными недостатками, включая пониженные механические характеристики и нестабильность структуры [2]. В данной работе исследуется технология аддитивного электродугового выращивания (WAAM), которая позволяет преодолеть большинство из этих ограничений [3, 4].

Увеличение надежности технических систем, особенно содержащих компоненты, произведенные с использованием WAAM и эксплуатирующиеся в экстремальных условиях, достигается за счет тщательного выбора материала, метода производства, параметров печати и диагностики в процессе эксплуатации.

Важной характеристикой материалов для изделий, работающих в тяжелых условиях, являются механические свойства, в частности усталостные характеристики, которые определяют остаточный ресурс деталей в критических узлах механизмов и конструкций.

Наиболее эффективным и надежным методом оценки остаточного ресурса изделий является метод прямого анализа микроструктурных изменений в рабочих зонах деталей машин с использованием количественных показателей микроструктуры [5].

Для обработки большого объема разнообразной диагностической информации применяются нейронные сети.

В связи с этим данное исследование направлено на решение такой проблемы, как отсутствие методики диагностики конструкционных сталей, произведенных с помощью 3D-печати электродуговой наплавкой, применяя техники неразрушающего контроля и машинного обучения.

Материалы и методы исследования

Для изучения процессов деформации и разрушения при пластическом деформировании в качестве материала исследования выбран широко используемый сплав НП-30ХГСА. Этот сплав часто применяется для наплавки и сварки, в частности, при восстановлении обжимных прокатных валков, крановых колес и различных деталей машин, которые подвергаются динамическим нагрузкам (работы проводятся как под слоем флюса, так и в среде защитных газов) ($\sigma_b =$ более 520 МПа). Защитный газ, используемый при наплавке, – CO_2 .

Экспериментальные образцы были изготовлены с использованием метода WAAM на специально оборудованном стенде [6].

Режимы печати исследуемого материала определялись экспериментальным путем по параметрам микроструктуры и механическим свойствам на образцах металлов, полученных на различных режимах [7]. Режимы печати: сила сварочного тока $I = 160$ А, напряжение сварки $U = 24$ В, скорость перемещения при наплавке $V = 150$ мм/мин для сплава 30ХГСА, дуговой зазор составлял при этом 11 мм.

Из наплавленных стенок после механической обработки были вырезаны образцы для проведения испытаний на растяжение и усталость. Испытания проводились как в продольном, так и в поперечном направлении относительно направления наплавки (рис. 1).

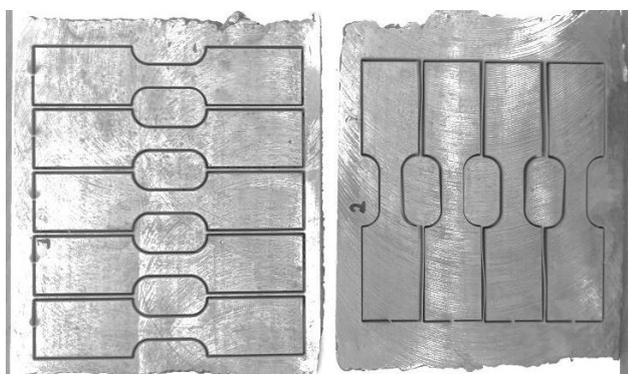


Рис. 1. Образцы для исследований
Fig. 1. Samples for research

Для количественной оценки процессов деформации и разрушения сплава 30ХГСА использовали портативный металлографический микроскоп «ЛАБАКС-1К», установленный на специальном приспособлении с фокусировкой в рабочей зоне образца (рис. 2). Изображения микроструктуры рабочей зоны образца на каждом этапе нагружения подвергались обработке с использованием специализированного программного обеспечения, обеспечивающего выравнивание яркости исходного изображения и устранения помех [8, 9].

На каждом этапе испытания было получено порядка 100 фотографий микроструктур.



Рис. 2. Фотография экспериментального стенда
Fig. 2. Photo of the experimental stand

Для оценки наработки материала образца и его остаточного ресурса производился расчет ряда количественных показателей микроструктуры [10, 11]. К числу таких показателей относятся:

1. Фрактальная размерность отцифрованной фотографии микроструктуры.

Для расчета фрактальной размерности изображения микроструктуры D_F обработанное изображение покрывали прямоугольной сеткой с размером ячейки e (диапазон величин ячеек выбирали исходя из среднего размера зерна металла d от $0,01d$ до d). После этого подсчитывали количество ячеек N , содержащих границу или фрагмент полосы скольжения, а также дефекта. Фрактальная размерность определялась по уравнению линии регрессии, имеющей вид

$$\log(N) = D_F \cdot \log(1/e) + C,$$

где C – коэффициент линии регрессии.

Подробно методика оценки фрактальной размерности описана в работе [5].

Для оценки интенсивности накопления структурных повреждений на отдельных участках рабочей зоны образца, как показали проведенные ранее исследования, можно использовать показатель приращения фрактальной размерности:

$$\Delta D_F = D_{F_{\text{тек}}} - D_{F_{\text{исх}}},$$

где $D_{F_{\text{тек}}}$ и $D_{F_{\text{исх}}}$ – показатель фрактальной размерности участка изображения микроструктуры рабочей зоны образца в рассматриваемый момент времени и в исходном состоянии (до проведения испытания) соответственно.

2. Концентрация полос скольжения и дефектов в материале.

3. Относительная площадь дефектов микроструктуры и полос скольжения, возникших в ходе нагружения.

4. Дополнительно для анализа структурной поврежденности вместе с другими информативными показателями может применяться измерение микротвердости. Исследования микротвердости проводились в зоне наибольших напряжений с использованием микротвердомера ИТВ-1-АМ при нагрузке в 1 кгс.

Для расчета количественных показателей фотографии микроструктуры были смещены и повернуты относительно начального изображения, соответствующего исходному состоянию материала. Смещение и поворот с шагом 1 пиксель проводились до появления максимального контраста текущего изображения с исходным. Для выявления структурных изменений проводилось вычитание массива бинаризованных изображений, соответствующих разной наработке, из массива данных, соответствующего начальному состоянию материала. После этого концентрацию полос скольжения и дефектов в материале n , мм^{-2} , рассчитывали с использованием функционала MATLAB по следующей зависимости:

$$n = \frac{N_{\text{деф}}}{F_{\text{М}}},$$

где $N_{\text{деф}}$ – количество полос скольжения и дефектов на анализируемом изображении микроструктуры; $F_{\text{М}}$ – фактическая площадь анализируемой микроструктуры.

Также после предварительной обработки определялась относительная площадь образовавшихся в процессе усталостного нагружения дефектов микроструктуры и полос скольжения $F_{\text{отн}}$ по следующей зависимости:

$$F_{\text{отн}} = \frac{F_{\text{деф}}}{F_{\text{М}}},$$

где $F_{\text{деф}}$ – площадь полос скольжения и дефектов на анализируемом изображении микроструктуры, мм^2 .

Отличительной особенностью фрактальной размерности является то, что она характеризует степень заполнения пространства, в которой существует фрактальная система. Большшему значению фрактальной размерности соответствует большая степень заполнения изображения (его трехмерного представления). Так, для совершенно черного изображения фрактальная размерность $D = 2$, то есть будет совпадать с топологической размерностью плоскости.

Полученные результаты и их обсуждение

Были получены следующие результаты экспериментальных исследований образцов из исследуемого сплава: образцы, вырезанные вдоль направления наплавки, демонстрируют большие значения предела текучести $\sigma_{0,2}$ и способны выдерживать большую де-

формацию δ , в сравнении с образцом, вырезанным поперечно направлению наплавки.

Также были изучены изменения микротвердости образцов из стали 30ХГСА, изготовленных по технологии WAAM, в процессе пластической деформации. Результаты измерений микротвердости представлены на **рис. 3**.

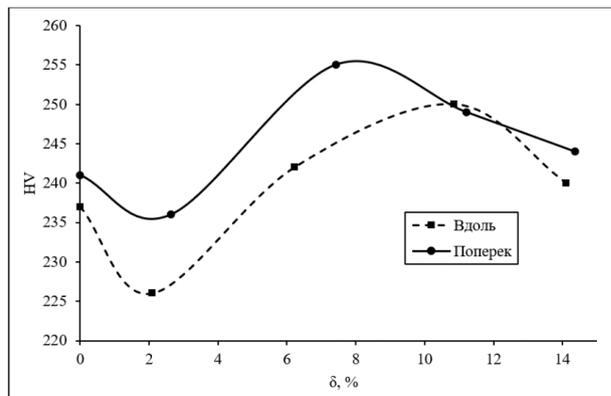


Рис. 3. График зависимости микротвердости от степени деформации для образцов из стали 30ХГСА

Fig. 3. Graph of the dependence of microhardness on the degree of deformation for 30HGSA steel samples

В процессе эксперимента было выявлено, что начальное снижение твердости в ходе деформирования связано с нейтрализацией сжимающих структурных и термических напряжений, возникающих во время наплавки образцов методом WAAM. Последующее повышение твердости обусловлено усилением деформационных процессов, таких как значительный наклеп и увеличение плотности дислокаций. Когда степень деформации превышает 8% для образца, вырезанного поперек направления наплавки, наблюдается постоянное снижение микротвердости, что указывает на начало разрушения материала образца. Этот процесс сопровождается формированием и развитием систем микротрещин, ведущих к появлению несплошностей. С увеличением деформации эти несплошности сливаются, что приводит к формированию макротрещин в объеме материала. Это наблюдение хорошо коррелирует с микроструктурными исследованиями. Аналогичные процессы происходят и в образце, вырезанном вдоль направления наплавки, где микротвердость начинает уменьшаться, когда степень деформации достигает более 10%.

Эволюция микроструктуры образцов из стали 30ХГСА, изготовленных методом WAAM и вырезанных вдоль и поперек направления наплавки, представлена на **рис. 4** и **5** соответственно.

Анализ микроструктур, полученных после поэтапного деформирования, показывает, что уже на ранних этапах деформации заметно появление многочисленных устойчивых полос скольжения внутри отдельных ферритных зерен, проявляющихся в виде

тонких линий. В процессе пластической деформации энергия тратится не только на накопление микродефектов, но и на формирование текстуры деформации, что ведёт к ограниченному повороту и фрагментации зерен. Вдоль грубых полос скольжения, которые представляют собой экструзии, формируются интрузии – микротрещины. Эти микротрещины становятся источником макротрещин, формирующихся на поверхности и в приповерхностном слое, простирающемся на несколько размеров зерен. Это особенно заметно на образце, вырезанном поперек направления наплавки, как показано на **рис. 5, в, г**.

Результаты фрактального анализа изображений микроструктур представлены на **рис. 6**.

Изменение концентрации и относительной площади дефектов микроструктуры и полос скольжения, которые возникли во время нагружения в зависимости от относительного удлинения образца δ , представлено на **рис. 7 и 8** соответственно.

При растяжении может рассматриваться линейная модель накопления поврежденности, прямо пропорциональная относительному удлинению. Анализируя полученные зависимости количественных характеристик микроструктуры (см. **рис. 6–8**), можно отметить, что в процессе увеличения относительного удлинения образца наблюдается снижение фрактальной размерности изображения микроструктуры в рабочей зоне, а также увеличение как общего количества дефектов в материале, так и их относительной площади в анализируемом изображении. Наиболее заметные структурные изменения происходят при значениях относительного удлинения более 7%. Стоит отметить, что полученные зависимости практически не отличаются для образцов, полученных вдоль и поперек относительно направления наплавки.

Одним из наиболее перспективных методов обработки большого количества разнородной диагностической информации (изображения, числовые ряды и т.д.) являются методы машинного обучения.

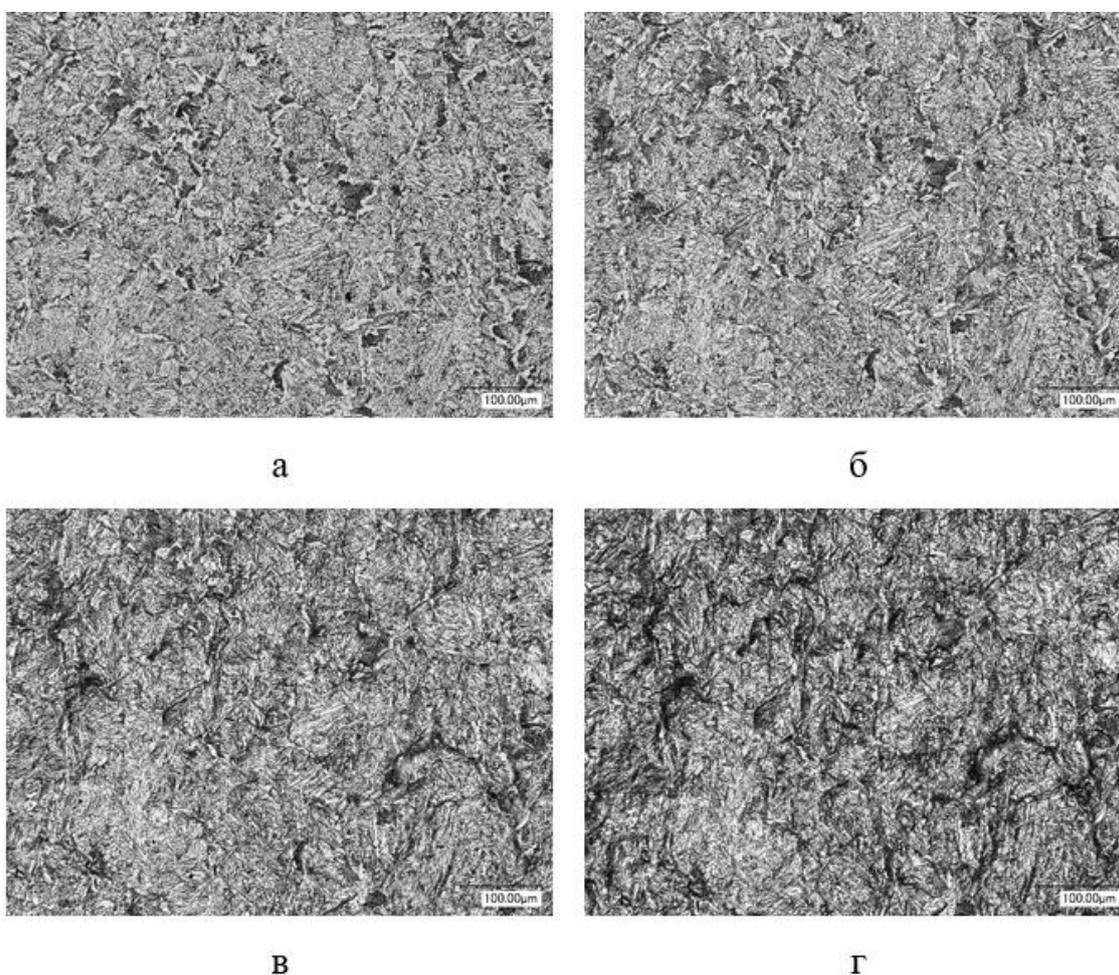


Рис. 4. Структурные изменения продольно вырезанного образца из стали 30ХГСА в процессе поэтапного растяжения, $\times 500$: а – относительное удлинение 0%; б – относительное удлинение 2,6%; в – относительное удлинение 7,4%; г – относительное удлинение 11,2%

Fig. 4. Structural changes of a longitudinally cut 30KHGSA steel sample in the process of stretching ($\times 500$): а is elongation 0%; б is elongation 2.6%; в is elongation 7.4%; г is elongation 11.2%

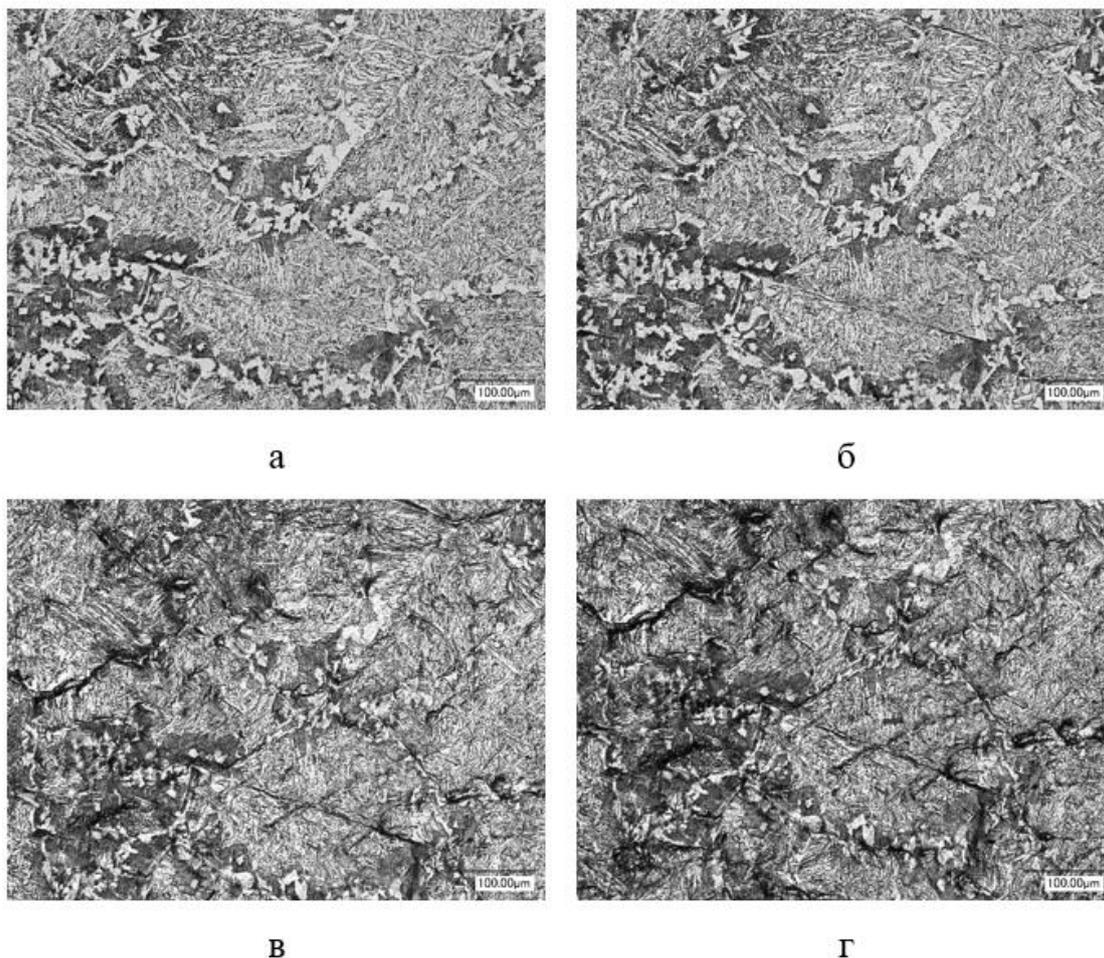


Рис. 5. Структурные изменения поперечно вырезанного образца из стали 30ХГСА в процессе поэтапного растяжения, $\times 500$: а – относительное удлинение 0%; б – относительное удлинение 2,1; в – относительное удлинение 6,23%; г – относительное удлинение 10,86%

Fig. 5. Structural changes of a cross-cut sample made of 30KHGSA steel in the process of stretching ($\times 500$): а is elongation 0%; б is elongation 2.1; в is elongation 6.23%; г is elongation 10.86%

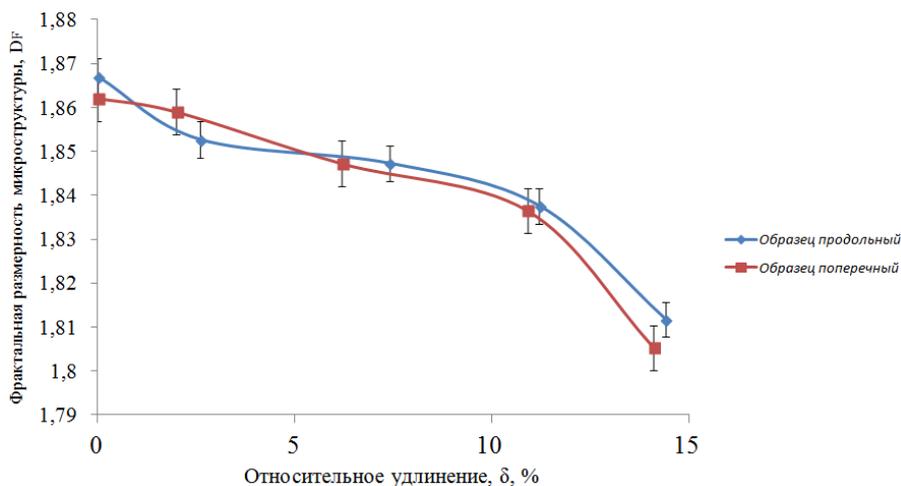


Рис. 6. График изменения фрактальной размерности изображения микроструктур сплава 30ХГСА в процессе испытаний на растяжение

Fig. 6. Graph of changes in the fractal dimension of the 30KHGSA alloy microstructures image during tensile testing

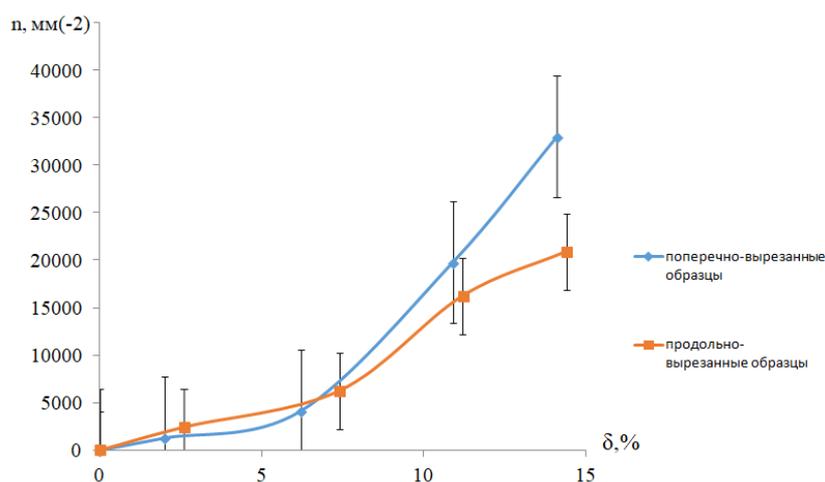


Рис. 7. Изменение концентрации полос скольжения и дефектов в материале n от относительного удлинения образца δ

Fig. 7. The change in the concentration of slip bands and defects in the material n from the elongation of the sample δ

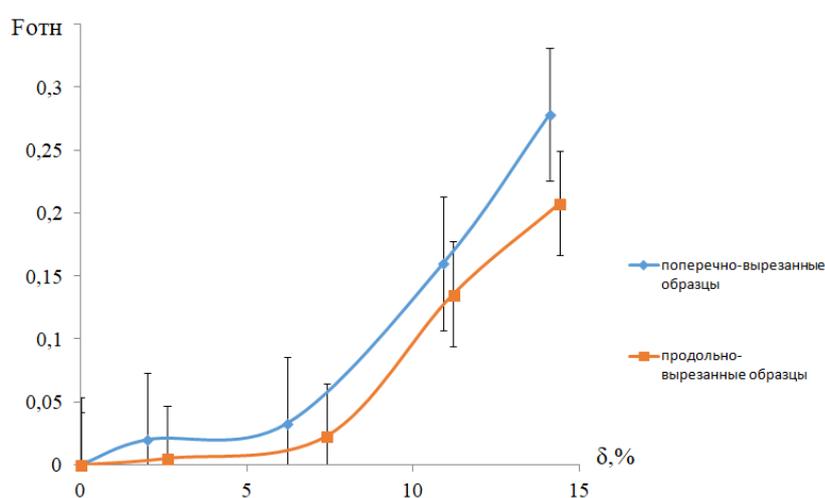


Рис. 8. Изменение относительной площади образовавшихся в процессе нагружения дефектов микроструктуры $F_{отн}$ и полос скольжения от относительного удлинения образца δ

Fig. 8. Change in the area of defects in the structure of the $F_{отн}$ and sliding bands formed during stressing from the elongation of the sample δ

Моделирование с использованием методов машинного обучения

С прогрессом искусственного интеллекта в исследовании диагностирования технических объектов были введены различные методы машинного обучения. Для решения поставленной нами задачи применялись искусственные нейронные сети.

Учитывая взаимную корреляцию количественных параметров микроструктуры (см. рис. 6–8), для разработанной нами модели достаточно использовать или один из параметров изображения микроструктуры, или же непосредственно само изображение микроструктуры на входе нейросетевой модели для его классификации. Исследования показали, что наибольшую точ-

ность имеет нейросетевая модель, на входе которой используется изображение микроструктуры, которое проходило предварительную обработку и фильтрацию, а также параметры испытания, такие как температура испытания и максимальное напряжение в цикле, а на выходе нейросетевой модели был получен показатель поврежденности материала, изменяющийся от 0 до 1 (рис. 9). В исходном состоянии материала данный показатель был равен 0, после появления магистральной трещины в рабочем сечении значение данного параметра было равно 1.

Программа для расчета количественных показателей микроструктуры и прогнозирования поврежденности разработана в среде LabView на основе приведенного алгоритма (рис. 10).

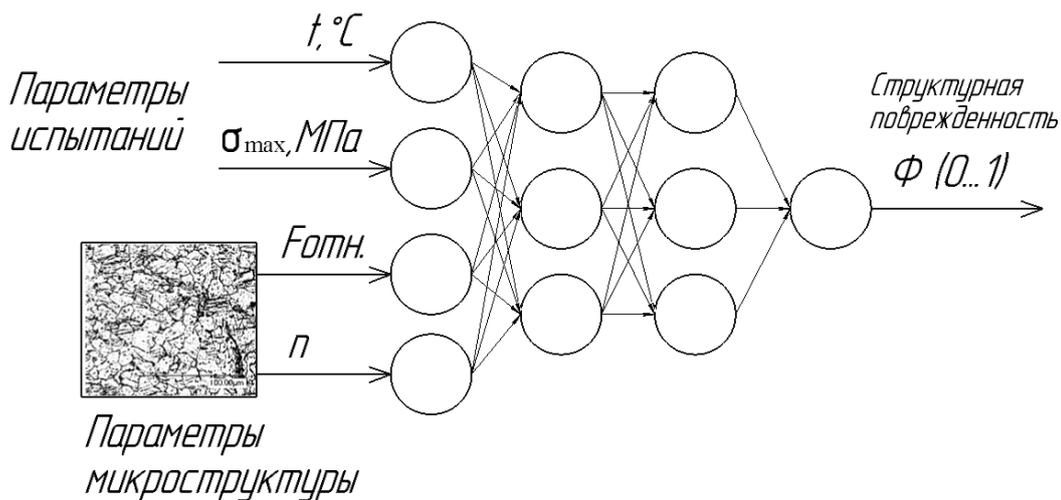


Рис. 9. Структура нейронной сети для оценки поврежденности материала по параметрам микроструктуры
 Fig. 9. The structure of the neural network for assessing the damage of the material according to the parameters of the microstructure

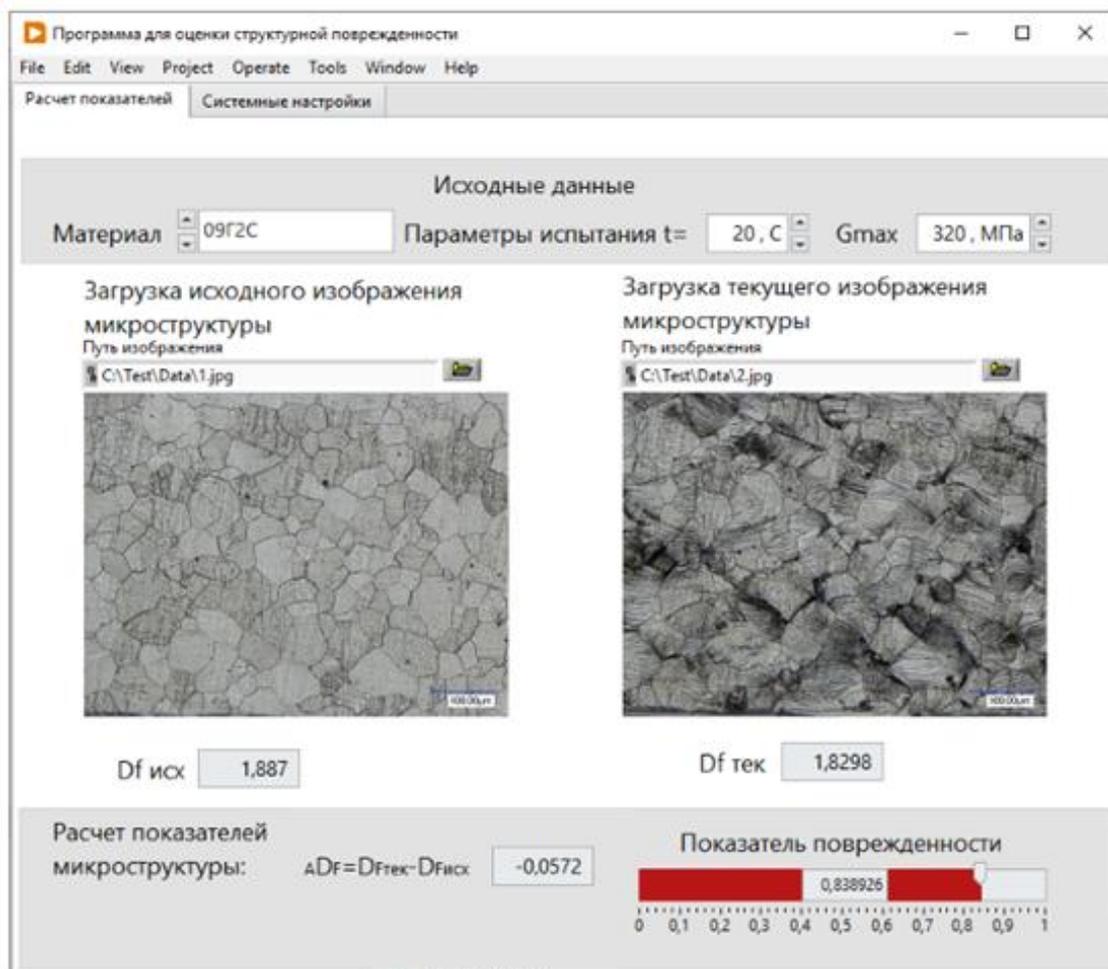


Рис. 10. Интерфейс программы для оценки показателей микроструктуры структурной поврежденности
 Fig. 10. The program interface for evaluating microstructure indicators of structural damage

Полученная нейросетевая модель проходила обучение на 11 классах с поврежденностью материала примерно равной 0, 0,1, 0,2, ..., 1. Время обучения полученной нейросетевой модели составило порядка трех минут. Точность распознавания поврежденности по изображениям микроструктур, полученным по результатам тестирования модели, составили порядка 94%.

Заключение

Таким образом, в данной работе было произведено экспериментальное исследование накопления структурной поврежденности в сплаве 30ХГСА при испытаниях на усталость. Получены экспериментальные зависимости значений фрактальной размерности изображения микроструктуры, количества и относительной площади дефектов в микроструктуре. Установлено, что в качестве диагностического параметра нейросетевой модели оценки поврежденности могут быть использованы непосредственно изображения микроструктур с различной наработкой. Точность распознавания поврежденности по разработанной искусственной нейронной сети составила порядка 94%.

Список источников

1. Scaffold characteristics, fabrication methods, and biomaterials for the bone tissue engineering / J.-W. Jang, K.-E. Min, C. Kim, J. Shin, J. Lee, S. Yi // *Int. J. Precis. Eng. Manuf.* 2023, vol. 24, pp. 511–529.
2. Zivkovic M., Zujovic M., Milosevic J. Architectural 3D-printed structures created using artificial intelligence: a review of techniques and applications // *Appl. Sci.* 2023, vol. 13(19), 10671.
3. Технологическое обеспечение параметров качества синтезируемой WAAM-методом детали управлением траекторией движения фидстока / А.В. Киричек, А.Г. Сергеев, С.О. Федонина, Д.И. Петрешин // *Транспортное машиностроение.* 2022. №4 (4). С. 60-68.
4. Передовые технологии аддитивного производства металлических изделий / А.А. Осколков, Е.В. Матвеев, И.И. Безукладников, Д.Н. Трушников, Е.Л. Кротова // *Вестник ПНИПУ. Машиностроение, материаловедение.* 2018. Т. 20, № 3. С. 90-105.
5. Исследование малоциклового усталости стали 12Х18Н10Т на основе подходов фрактального анализа и искусственного интеллекта / А.А. Хлыбов, Ю.Г. Кабалдин, М.С. Аносов, Д.А. Рябов, Д.А. Шатагин // *Заводская лаборатория. Диагностика материалов.* 2021. Т. 87. № 9. С. 59-67.
6. Diagnostics of 3D printing on a CNC machine by machine learning / Kabaldin Y.G., Shatagin D.A., Anosov M.S., Kolchin P.V., Kiselev A.V. // *Russian Engineering Research.* 2021, vol. 41, no. 4, pp. 320-324.
7. Структурообразование сплава Нп-30ХГСА при аддитивном электродуговом выращивании / Аносов М.С., Шатагин Д.А., Чернигин М.А., Мордовина Ю.С., Аносова Е.С. // *Известия высших*

- учебных заведений. *Черная металлургия.* 2023. Т. 66. № 3. С. 294-301.
8. Digital Destination Matching: Practices, Priorities and Predictions / Cooper M., Camprubi R., Koc E., Buckley R. // *Sustainability.* 2021, vol. 13(19), 10540.
9. Kim V.A., Mokritskii B.Y., Morozova A.V. Multifractal analysis of microstructures after laser treatment of steels // *Solid state phenomena.* 2020, vol. 299SS, pp. 926-932.
10. Hinojosa M., Trejo V., Ortiz U. Fractal Analysis of the Microstructure of Aisi 304 Steel // *MRS Proceedings.* 1995, vol. 407, pp. 411-416.
11. Манцеров С.А., Аносов М.С., Итальянцев Д.С. Диагностика структурной поврежденности стали 09Г2С, полученной с использованием технологии WAAM при малоциклового усталости на основе нейро-нечеткой классификации // *Морской вестник.* 2023. № 2 (86). С. 32-36.

References

1. J.-W. Jang, K.-E. Min, C. Kim, J. Shin, J. Lee, S. Yi, Scaffold characteristics, fabrication methods, and biomaterials for the bone tissue engineering. *Int. J. Precis. Eng. Manuf.* 2023;24:511-529.
2. Zivkovic M., Zujovic M., Milosevic J. Architectural 3D-printed structures created using artificial intelligence: a review of techniques and applications. *Appl. Sci.* 2023;13(19):10671.
3. Kirichek A.V., Sergeev A.G., Fedonina S.O., Petreshin D.I. Technological provision of quality parameters of a part synthesized by the WAAM method by controlling the trajectory of the feedstock movement. *Transportnoe mashinostroenie* [Transport engineering], 2022;(4):66–68. (In Russ.)
4. Oskolkov A.A., Matveev E.V., Bezukladnikov I.I., Trushnikov D.N., Krotova E.L. Advanced technologies for additive manufacturing of metal product. *Vestnik PNIPU. Mashinostroenie, materialovedenie* [Bulletin PNRPU. Mechanical engineering, materials science], 2018;20(3):90-105. (In Russ.)
5. Khlybov A.A., Kabaldin Yu.G., Anosov M.S., Ryabov D.A., Shatagin D.A. Investigation of low-cycle fatigue of steel 12X18H10T based on the approaches of fractal analysis and artificial intelligence. *Zavodskaya laboratoriya. Diagnostika materialov* [Factory Laboratory. Diagnostics of materials], 2021;87(9):59-67. (In Russ.)
6. Kabaldin Y.G., Shatagin D.A., Anosov M.S., Kolchin P.V., Kiselev A.V. Diagnostics of 3D printing on a CNC machine by machine learning. *Russian Engineering Research.* 2021;41(4):320-324.
7. Anosov M.S., Shatagin D.A., Chernigin M.A., Mor-dovina Yu.S., Anosova E.S., Structure formation of Np-30HGSA alloy during additive electric arc cultivation. *Izvestiya vysshih uchebnyh zavedenij. Chernaya metallurgiya* [News of higher educational institutions. Ferrous metallurgy], 2023;66(3):294-301. (In Russ.)

8. Cooper M., Camprubi R., Koc E., Buckley R., Digital Destination Matching: Practices, Priorities and Predictions. *Sustainability*. 2021;13(19):10540.
9. Kim V.A., Mokritskii B.Y., Morozova A.V. Multifractal analysis of microstructures after laser treatment of steels. *Solid state phenomena*. 2020;299SS:926-932.
10. Hinojosa, M., Trejo, V., Ortiz, U. Fractal Analysis of the Microstructure of Aisi 304 Steel. *MRS Proceedings*. 1995;(407):411-416.
11. Manzerov S.A., Anosov M.S., Italians D.S. Diagnostics of structural damage of steel 09G2C obtained using WAAM technology for low-cycle fatigue based on neuro-fuzzy classification. *Morskoj vestnik* [The Marine Bulletin], 2023;2(86):32-36. (In Russ.)

Поступила 03.06.2024; принята к публикации 11.07.2024; опубликована 24.12.2024
Submitted 03/06/2024; revised 11/07/2024; published 24/12/2024

Аносов Максим Сергеевич – кандидат технических наук, доцент,
Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева, Нижний Новгород, Россия.
Email: anosov-maksim@list.ru. ORCID 0000-0001-8150-9332

Манцеров Сергей Александрович – кандидат технических наук, доцент,
Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева, Нижний Новгород, Россия.
Email: mca_9@nntu.ru. ORCID 0000-0001-8458-8259

Клочкова Наталья Сергеевна – ассистент,
Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева, Нижний Новгород, Россия.
Email: klockovanatasha@gmail.com. ORCID 0000-0001-9745-2326

Михайлов Александр Михайлович – учебный мастер,
Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева, Нижний Новгород, Россия.
Email: miksaleks@bk.ru. ORCID 0000-0002-7971-9274

Maxim S. Anosov – PhD (Eng.), Associate Professor,
Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russia.
Email: anosov-maksim@list.ru. ORCID 0000-0001-8150-9332

Sergey A. Mancerov – PhD (Eng.), Associate Professor,
Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russia.
Email: mca_9@nntu.ru. ORCID 0000-0001-8458-8259

Natalya S. Klochkova – Assistant,
Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russia.
Email: klockovanatasha@gmail.com. ORCID 0000-0001-9745-2326

Aleksandr M. Mikhailov – Training Master,
Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russia.
Email address: miksaleks@bk.ru . ORCID 0000-0002-7971-9274