

ISSN 1995-2732 (Print), 2412-9003 (Online)
УДК 621.791.76:620.179
DOI: 10.18503/1995-2732-2026-24-3-156-163



РАЗРАБОТКА КОМПЛЕКСНОГО ПОДХОДА ДИАГНОСТИКИ ПРОЦЕССОВ СВАРКИ И АДДИТИВНОГО ЭЛЕКТРОДУГОВОГО ВЫРАЩИВАНИЯ

Аносов М.С., Шатагин Д.А., Баевский А.А., Подувальцев А.А., Архипов М.В., Ямгулин Р.И.

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

Аннотация. Актуальность работы. Статья посвящена актуальной проблеме обеспечения стабильности и качества процесса аддитивного электродугового выращивания (WAAM), сдерживающей его широкое внедрение в ответственное производство. Традиционные методы неразрушающего контроля, применяемые постфактум, не позволяют оперативно корректировать процесс. **Цель работы.** Разработка комплексного диагностического подхода на основе in-situ-мониторинга для предиктивного контроля. Для этого предложен метод синхронной многопараметрической регистрации ключевых физических полей: электрических характеристик дуги (напряжение, ток) и сигналов акустической эмиссии (АЭ). В ходе экспериментальных исследований проводилась наплавка образцов-стенок с одновременной фиксацией данных. Анализ включал построение спектрограмм, фазовых портретов (энергоакустических аттракторов) и оценку их фрактальной размерности для выявления признаков устойчивости и дефектообразования. **Новизна.** Заключается в интеграции многопараметрических данных и применении глубоких нейросетевых моделей для их анализа в реальном времени. Проведен сравнительный анализ различных архитектур, включая сверточные и рекуррентные сети, для классификации режимов процесса по сырым и обработанным сигналам. Наилучший результат (точность 91%) показала двунаправленная рекуррентная модель (BiLSTM), использующая предварительно рассчитанные нелинейные параметры сигнала (фрактальную размерность и спектральную энтропию) в качестве ключевых признаков. Это позволяет модели эффективно выявлять тонкие паттерны, предшествующие срыву устойчивости. **Практическая значимость.** Состоит в создании основы для интеллектуальной системы предиктивного контроля, способной прогнозировать потерю устойчивости процесса за десятки доли секунды. Это открывает путь к системам адаптивного управления с замкнутым контуром, что критически важно для промышленного внедрения WAAM, обеспечивая не только контроль качества, но и оптимизацию режимов «на лету». Дальнейшее развитие предполагает интеграцию обученной модели в систему управления технологическим процессом и валидацию метода на более широкой номенклатуре материалов и режимов наплавки.

Ключевые слова: аддитивное электродуговое выращивание (WAAM), предиктивный контроль, in-situ-мониторинг, акустическая эмиссия, глубокое обучение, фрактальный анализ, динамическая устойчивость, нелинейная динамика, многопараметрическая диагностика, рекуррентная нейронная сеть (RNN), фазовый портрет, интеллектуальное управление, качество наплавки

Исследование выполнено в рамках гранта РНФ № 25-19-00534 «Разработка научных основ усталостного разрушения послойно модифицированных композиционных материалов, полученных аддитивной электродуговой наплавкой».

© Аносов М.С., Шатагин Д.А., Баевский А.А., Подувальцев А.А., Архипов М.В., Ямгулин Р.И., 2026

Для цитирования

Разработка комплексного подхода диагностики процессов сварки и аддитивного электродугового выращивания / Аносов М.С., Шатагин Д.А., Баевский А.А., Подувальцев А.А., Архипов М.В., Ямгулин Р.И. // Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г.И. Носова. 2026. Т. 24. №3. С. 156-163. <https://doi.org/10.18503/1995-2732-2026-24-3-156-163>



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

DEVELOPMENT OF AN INTEGRATED APPROACH TO THE DIAGNOSTICS OF WELDING AND WIRE ARC ADDITIVE MANUFACTURING PROCESSES

Anosov M.S., Shatagin D.A., Baevsky A.A., Poduval'tsev A.A., Arkhipov M.V., Yamgulin R.I.

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

Abstract. Problem Statement (Relevance). The paper addresses the pressing issue of ensuring the stability and quality of the wire arc additive manufacturing (WAAM) process, which limits its widespread implementation in critical manufacturing applications. Conventional non-destructive testing methods, applied after the completion of the process, do not allow timely process adjustment. **Objectives.** The study is aimed at developing an integrated diagnostic approach based on in-situ monitoring for predictive process control. For this purpose, a method for synchronous multiparametric recording of key physical fields has been proposed, including electrical arc characteristics (voltage and current) and acoustic emission (AE) signals. During the experimental studies, wall-shaped specimens have been deposited while the corresponding data have been recorded simultaneously. The analysis has included the construction of spectrograms and phase portraits (energy-acoustic attractors), as well as the evaluation of their fractal dimensions to identify indicators of process stability and defect formation. **Originality.** The novelty of the study lies in the integration of multiparametric data and the application of deep neural network models for real-time data analysis. A comparative analysis of various architectures, including convolutional and recurrent neural networks, has been performed to classify process states based on raw and processed signals. The best result, with an accuracy of 91%, has been achieved by a bidirectional recurrent neural network (BiLSTM) using pre-calculated nonlinear signal parameters (fractal dimension and spectral entropy) as key features. This enables the model to effectively identify subtle patterns preceding the loss of process stability. **Practical Relevance.** The study provides a basis for an intelligent predictive control system capable of forecasting process instability within fractions of a second. This paves the way for closed-loop adaptive control systems, which are critical for the industrial implementation of WAAM, enabling both quality control and real-time optimization of process parameters. Further development will involve integrating the trained model into the process control system and validating the proposed approach across a wider range of materials and deposition parameters.

Keywords: wire arc additive manufacturing (WAAM), predictive control, in-situ monitoring, acoustic emission, deep learning, fractal analysis, dynamic stability, nonlinear dynamics, multiparametric diagnostics, recurrent neural network (RNN), phase portrait, intelligent control, deposition quality.

The study was carried out within the framework of the Russian Science Foundation (RSF) Grant No. 25-19-00534, "Development of the Scientific Foundations of Fatigue Fracture of Layer-by-Layer Modified Composite Materials Produced by Wire Arc Additive Manufacturing".

For citation

Anosov M.S., Shatagin D.A., Baevsky A.A., Poduval'tsev A.A., Arkhipov M.V., Yamgulin R.I. Development of an Integrated Approach to the Diagnostics of Welding and Wire Arc Additive Manufacturing Processes. *Vestnik Magnitogorskogo Gosudarstvennogo Tekhnicheskogo Universiteta im. G.I. Nosova* [Vestnik of Nosov Magnitogorsk State Technical University]. 2026, vol. 24, no. 3, pp. 156-163. <https://doi.org/10.18503/1995-2732-2026-24-3-156-163>

Введение

Современное промышленное производство предъявляет все более высокие требования к эффективности, гибкости и качеству изготовления сложных металлических изделий и компонентов. В этом контексте аддитивные технологии, в частности метод электродугового выращивания (Wire Arc Additive Manufacturing, WAAM), открывают новые перспективы для создания крупногабаритных деталей со сложной геометрией, обладающих свойствами, близкими к литым или деформированным заготовкам [1]. Однако широкое внедрение WAAM в ответственные производства сдерживается вызовами, связанными с обеспечением стабильности технологического процесса и гарантированным качеством формируемого изделия.

Неоднородность теплообмена, остаточные напряжения, возможные дефекты формирования наплаваемых слоев (поры, непровары, неравномерность валика) требуют разработки надежных систем оперативного контроля и диагностики [2].

Традиционные методы неразрушающего контроля, применяемые постфактум, не позволяют оперативно корректировать процесс, что ведет к потенциальному браку и увеличению себестоимости [3]. В связи с этим актуальной становится задача разработки методов in-situ-мониторинга, обеспечивающих непрерывный контроль в реальном времени по косвенным, но информативным признакам. Ключевыми технологическими параметрами, несущими интегральную информацию о физике процесса плавления,

переноса металла, стабильности дуги и формирования шва, являются электрические характеристики сварочной дуги – напряжение и сила тока. Их анализ позволяет судить об энергетическом балансе и грубых нарушениях режима [4].

Для получения более тонкой информации о динамических процессах в зоне плавления, таких как зарождение и развитие микронеоднородностей, кристаллизация металла, возникновение микротрещин, эффективно применение метода акустической эмиссии (АЭ). АЭ-сигналы, генерируемые быстрыми перераспределениями напряжений внутри материала, являются высокочувствительным индикатором активных дефектообразующих процессов [5].

Таким образом, целью настоящего исследования является разработка комплексного подхода к диагностике процесса сварки и наплавки при аддитивном электродуговом выращивании на основе синхронной многопараметрической регистрации и корреляционного анализа ключевых физических полей процесса: электрических параметров (напряжения и силы тока сварочной дуги) и сигналов акустической эмиссии. Синхронизация данных во времени позволит установить причинно-следственные связи между изменениями режима, событиями, регистрируемыми АЭ, и формируемыми дефектами, что является основой для создания интеллектуальной системы предиктивного контроля и управления процессом WAAM [6]. В статье представлены методика эксперимента, результаты анализа синхронных данных и оценка диагностических возможностей предложенного подхода.

Экспериментальные исследования. Анализ результатов эксперимента

Исследования проводились на примере наплавки стенок из сплава типа 09Г2С, в том числе при наплавке стенок, легированных порошком для повышения механических свойств [7].

Наплавка производилась на стенде, показанном на рис. 1.

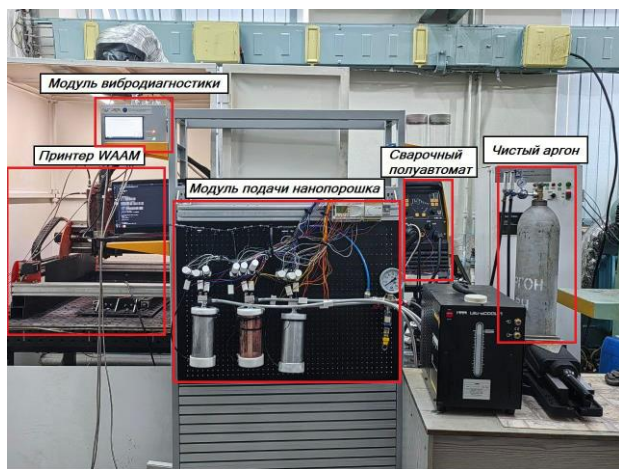


Рис. 1. Стенд для наплавки
Fig. 1. Deposition setup

Для осуществления поставленной цели данного проекта на первом этапе осуществлялось электродуговое выращивание образцов в виде стенок длиной 70 мм и высотой 6 слоев (12–15 мм) в среде защитного газа. В ходе процесса осуществлялась синхронная фиксация таких параметров, как напряжение, сила тока сварочной дуги и сигналы акустической эмиссии (АЭ), необходимых для последующего построения аттракторов динамической системы (рис. 2).



Рис. 2. Пример печати образца с регистрацией сигнала АЭ
Fig. 2. Example of specimen printing with acoustic emission signal recording

Полученные сигналы сохранялись в формате временных рядов, предварительно обработанных с помощью полосовой фильтрации и вейвлет-анализа. В рамках выполнения работ для каждого из наплавленных слоев выполнялось построение спектрограмм, основанных на зарегистрированных сигналах тока, напряжения и АЭ. Параллельно проводилась реконструкция энергоакустического портрета данной системы. Примеры полученных спектрограмм, энергоакустических портретов системы 3D-печати приведен на рис. 3 и 4.

Определено, что на динамическую устойчивость процесса 3D-печати в значительной степени оказывает влияние величины подводимой удельной энергии (режимы наплавки). При этом происходит изменение статистических параметров сигналов напряжения, силы тока электрической дуги и сигнала АЭ, а также перестройка энергоакустического портрета системы с соответствующими изменениями значения его фрактальной размерности [8].

Установлено, что при устойчивом процессе 3D-печати и стабильном переносе материала короткими замыканиями акустические эффекты на спектрограмме проявляются в районе максимума энергии наплавки или немного смещены во времени. При установившихся коротких замыканиях изменение энергии системы 3D-печати и перенос материала носят периодический характер, а энергоакустический портрет близок к аттрактору с двумя предельными циклами (состояниями равновесия). Данные фазовые траектории являются устойчивыми, о чем свидетельствует отрицательный старший показатель Ляпунова, а переход между состояниями равновесия не является случайным, а носит строго периодический характер. При этом больший предельный цикл соответствует одному периоду переноса энергии (розжиг, горение

электрической дуги, короткое замыкание), а меньший предельный цикл – переходным процессам в дуге в пределах одного короткого замыкания. В районе малого предельного цикла также наблюдается максимум всплесков акустических явлений. С каждым последующим слоем 3D-печати происходит возрастание

количества акустических явлений по всему объему энергоакустического портрета. При этом наблюдается незначительный рост фрактальной размерности. Установлено, что примерно к 5-му слою происходит насыщение энергоакустического сигнала импульсами АЭ, и фрактальная размерность перестает расти.

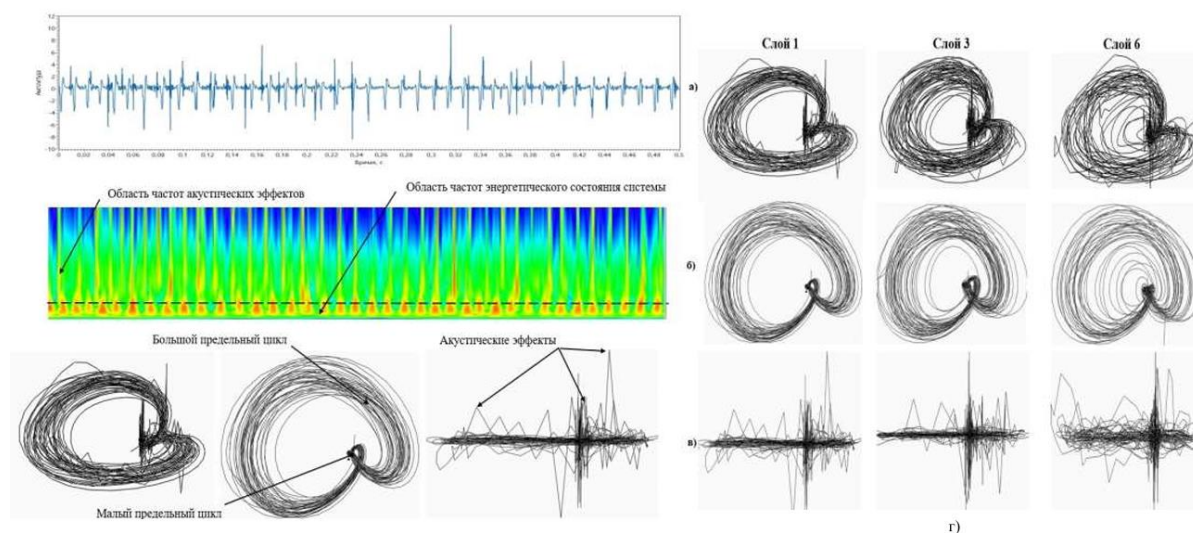


Рис. 3. Графические представления данных при устойчивой 3D-печати: а – осциллограмма; б – спектрограмма; в – проекции фазового портрета энергоакустического сигнала; г – сравнительный анализ энергоакустических портретов для разных слоев заготовки

Fig. 3. Graphical representations of data for stable 3D printing: a is oscillogram; б is spectrogram; в is projections of the phase portrait of the energy-acoustic signal; г is comparative analysis of energy-acoustic portraits for different layers of the specimen

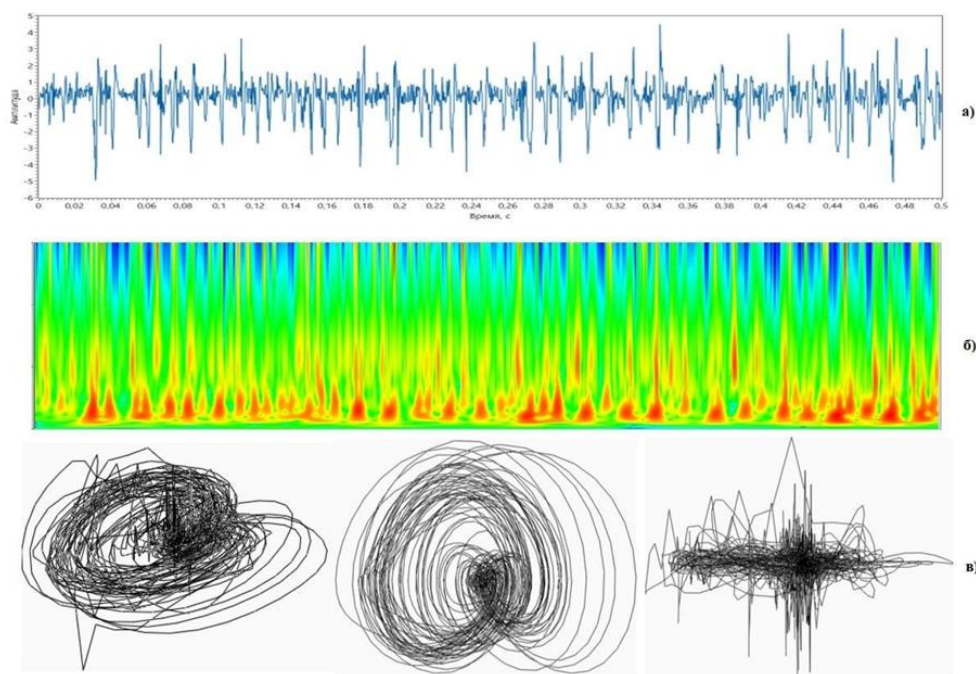


Рис. 4. Графические представления данных при потере устойчивости процесса 3D печати: а – осциллограмма; б – спектрограмма; в – проекции фазового портрета энергоакустического сигнала

Fig. 4. Graphical representations of data for loss of stability of the 3D printing process: a is oscillogram; б is spectrogram; в is projections of the phase portrait of the energy-acoustic signal

Как показали результаты наплавки, потеря динамической устойчивости процесса 3D-печати возможна на заведомо стабильных режимах, вследствие изменения параметров системы в процессе функционирования. При этом наблюдается также перестройка энергоакустического портрета с изменением его фрактальной размерности, а основным сценарием перехода системы к хаотической динамике является перемежаемость и удвоение периода коротких замыканий. Потеря устойчивости процесса наплавки приводит к возникновению дефектов в виде пор, зашлакованности и непроплавления [9].

Далее полученные энергоакустические сигналы процесса на различных режимах наплавки были разделены на заведомо устойчивые и неустойчивые и сохранялись в базу данных для их последующей обработки.

Разработка нейросетевой модели для обработки и анализа многопараметрических данных

Для реализации предиктивного контроля процесса аддитивного электродугового выращивания на основе синхронно регистрируемых данных (электрические параметры дуги и сигналы акустической эмиссии) требуется создание модели, способной выявлять сложные нелинейные зависимости, корреляции и признаки зарождающихся дефектов в реальном времени. Традиционные методы анализа (спектральный, фрактальный, фазово-портретный) эффективны для описания процесса, но обладают ограниченной применимостью для оперативного прогнозирования и классификации состояний в условиях изменчивости режимов и материалов. В связи с этим предлагается использовать глубокую нейронную сеть, способную автоматически извлекать значимые признаки из многомерных временных рядов и выполнять классификацию состояния процесса (устойчивое/неустойчивое) с вероятностной оценкой, а также регрессионный анализ для прогнозирования ключевых параметров (например, фрактальной размерности, уровня дефектности) [10].

Архитектура нейросетевой модели. Предлагается гибридная архитектура, сочетающая сверточные нейронные сети (CNN) для анализа локальных паттернов в сигналах и долгую краткосрочную память (LSTM) для учета временных зависимостей и динамики процесса [11]. Модель состоит из следующих основных блоков:

1) *Входной слой:* принимает синхронные многоканальные временные ряды фиксированной длины (сегменты данных), включающие:

- нормализованные значения мгновенного напряжения дуги;
- нормализованные значения мгновенного тока дуги;
- оцифрованный и предварительно обработанный (полосовая фильтрация, вейвлет-денойзинг) сигнал акустической эмиссии;

– (опционально) мета-признаки: номер слоя, удельная энергия, скорость подачи проволоки.

2) *Блок параллельной обработки сигналов:*

– ветвь CNN: два-три сверточных слоя с функциями активации ReLU, предназначенные для выделения локальных пространственно-временных признаков в каждом канале (например, всплески напряжения, характерные формы импульсов АЭ). Применяется операция max-pooling для снижения размерности и повышения инвариантности к небольшим временным сдвигам;

– ветвь LSTM: одно- или двухслойный LSTM-блок, обрабатывающий каждый временной ряд для моделирования долгосрочных зависимостей и динамической эволюции системы (например, периодичность коротких замыканий, накопление эффектов от слоя к слою).

3) *Блок объединения и глубокой обработки:*

– выходы CNN и LSTM объединяются (конкатенируются) в единый вектор признаков высокого уровня;

– полученный вектор пропускается через несколько полносвязных (Dense) слоев с функцией активации ReLU и dropout-регуляризацией для предотвращения переобучения. Эти слои отвечают за комбинирование признаков из разных источников данных.

4) *Выходной блок (многозадачный):*

– классификационный выход: полносвязный слой с одним нейроном и сигмоидальной активацией для бинарной классификации: «0» – устойчивый процесс, «1» – неустойчивый процесс (или с признаками дефектообразования);

– регрессионный выход: полносвязный слой с линейной активацией для прогнозирования непрерывных значений, таких как оценка фрактальной размерности энергоакустического портрета или индекс потенциальной дефектности.

5) *Обучение:* модель будет обучаться на размеченных данных из созданной базы «устойчивых» и «неустойчивых» режимов. В качестве функции потерь будет использоваться комбинированная: Binary Cross-Entropy для классификации и Mean Squared Error для регрессии. Оптимизатор – Adam.

Ожидаемые преимущества и применение модели. *Автоматизация анализа:* модель позволит в реальном времени обрабатывать поток данных без необходимости ручного построения спектрограмм и фазовых портретов для каждой сессии.

Ранняя диагностика: способность выявлять тонкие изменения в корреляциях между электрическими и акустическими сигналами, предшествующие видимой потере устойчивости или появлению дефектов [12].

Адаптивность: после дообучения на новых данных модель может быть адаптирована для работы с различными материалами (сплавами) и геометрия наплавки.

Интеграция в систему управления: выходы модели (вероятность неустойчивости, прогнозируемые

параметры) могут служить входными сигналами для системы адаптивного управления процессом WAAM, позволяя вносить коррективы в режимы (ток, скорость) для компенсации отклонений.

Предложенная гибридная нейросетевая модель представляет собой логичное развитие комплексного диагностического подхода, переводя его из области описательного анализа в область интеллектуального предиктивного контроля. Ее внедрение позволит создать замкнутый контур управления процессом аддитивного электродугового выращивания, что является ключевым шагом на пути к его широкому промышленному применению для изготовления ответственных изделий. Следующим этапом исследования станет реализация данной архитектуры, обучение на экспериментальных данных, валидация и сравнение ее эффективности с традиционными методами диагностики.

В ходе исследований была предложена следующая структура нейросетевой модели прогнозирования динамики процесса электродуговой наплавки и представлена на **рис. 5**.

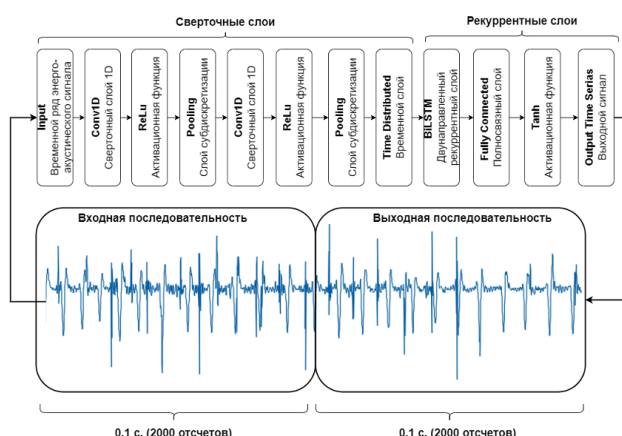


Рис. 5. Архитектура и принцип работы модели ConvBiLSTM

Fig. 5. Architecture and operating principle of the ConvBiLSTM model

В рамках выполнения работ была предложена и протестирована глубокая двунаправленная рекуррентная нейросетевая архитектура, предназначенная для диагностики (то есть бинарной классификации) динамической устойчивости при 3D-печати методом электродуговой наплавки. Модель строит прогноз устойчивости системы на ближайшие 0,1 с, опираясь на данные, полученные за предшествующий 0,2-секундный интервал. В качестве входных признаков используются два нелинейных параметра, рассчитанных по энергоакустическому сигналу: фрактальная размерность и спектральная энтропия. Эти параметры вычисляются с применением скользящего окна длиной 0,1 с (200 отсчетов) с определенным шагом, что позволяет сформировать двумерный массив данных. На выходе нейросеть выдаёт один из двух классов: «1» — устойчивый режим печати, «0» — неустойчи-

вый. Таким образом решается задача бинарной классификации типа sequence-to-label.

Применение скользящего окна с минимальным шагом обеспечивает детализированное отслеживание эволюции нелинейных характеристик сигнала в реальном времени, что критически важно для своевременного выявления признаков дестабилизации процесса. Конечная версия модели показала точность (accuracy) 91 % на обучающей выборке.

Для сравнения были протестированы альтернативные архитектуры:

1) ConvBiLSTM – гибридная модель с двумя свёрточными слоями на входе. Такая конфигурация позволяет отказаться от предварительного вычисления фрактальных характеристик и спектральной энтропии, обрабатывая исходный сигнал напрямую. Однако её точность оказалась ниже – 78%. Хотя эта модель наиболее ресурсоёмка при обучении, в процессе инференса она демонстрирует высокую производительность на встраиваемых платформах (например, NVIDIA Jetson), поскольку не требует дополнительной предобработки данных.

2) Модель с одномерным входом – использовался только временной ряд значений фрактальной размерности (рассчитанный аналогичным способом с помощью скользящих окон). Точность составила 88%.

3) Обработка «сырого» сигнала без предварительного извлечения признаков – прямая подача энергоакустического сигнала на рекуррентные слои привела к наименьшему качеству: 52%.

Выводы

В представленной работе успешно разработан и исследован комплексный подход к диагностике процесса аддитивного электродугового выращивания (WAAM). Подход основан на синхронной регистрации и корреляционном анализе ключевых физических полей процесса: электрических параметров дуги (напряжение, ток) и сигналов акустической эмиссии (АЭ).

1) Экспериментально установлены диагностические признаки устойчивого и неустойчивого режимов наплавки через анализ спектрограмм, фазовых портретов и их фрактальной размерности. Показано, что потеря устойчивости связана с переходом к хаотической динамике (удвоение периода, перемежаемость) и ведет к образованию дефектов.

2) Основным научно-практическим результатом является разработка и сравнительный анализ глубоких нейросетевых моделей для предиктивного контроля. Наилучший результат (точность 91%) показала модель на основе двунаправленной рекуррентной сети, использующая в качестве входных признаков предварительно рассчитанные нелинейные параметры энергоакустического сигнала – фрактальную размерность и спектральную энтропию.

3) Предложенное решение позволяет перейти от описательного анализа к интеллектуальной системе реального времени, способной прогнозировать поте-

рю устойчивости процесса за десятки доли секунды до её возникновения. Это открывает путь к созданию систем адаптивного управления с замкнутым контуром, что является критически важным для широкого внедрения WAAM в ответственные производства.

Список источников

1. A review of the wire arc additive manufacturing of metals: properties, defects and quality improvement / Wu B., Pan Z., Ding D., Cuiuri D., Li H., Xu J., Norrish J. // *Journal of Manufacturing Processes*. 2018, vol. 35, pp. 127–139. DOI: 10.1016/j.jmapro.2018.08.001.
2. A multi-bead overlapping model for robotic wire and arc additive manufacturing (WAAM) / Ding D., Pan Z., Cuiuri D., Li H. // *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2015, vol. 31, pp. 101–110.
3. Usability of arc types in industrial welding / Kah P., Latifi H., Suoranta R., Martikainen J., Pirinen M. // *International Journal of Mechanical and Materials Engineering*. 2014, vol. 9, no. 1, pp. 15. DOI: 10.1186/s40712-014-0015-6.
4. Bead geometry prediction for robotic GMAW-based rapid manufacturing through a neural network and a second-order regression analysis / Xiong, J., Zhang, G., Hu, J. et al. // *J Intell Manuf* 25, 2014, pp.157–163 (). <https://doi.org/10.1007/s10845-012-0682-1>.
5. Acoustic emission for in situ quality monitoring in additive manufacturing using spectral convolutional neural networks / Shevchik S.A., Kenel C., Leinenbach C., Wasmer K. // *Additive Manufacturing*. 2017, vol. 27, pp. 598–604. 10.1016/j.addma.2017.11.012.
6. Additive manufacturing of functionally graded materials: A review / Zhang C., Chen F., Huang Z., Jia M., Chen G., Ye Y., Lin Y., Liu W., Chen B., Shen Q., Zhang L., Lavernia E.J. // *Materials Science and Engineering: A*. 2019, vol. 764, 138209.
7. Optimization of surface appearance for wire and arc additive manufacturing of Bainite steel / F. Youheng [et al.] // *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 2017, vol. 91, no. 1-4, pp. 301-313.
8. Wang Z., Palmer T.A., Beese A.M. Effect of processing parameters on microstructure and tensile properties of austenitic stainless steel 304L made by directed energy deposition additive manufacturing // *Acta Materialia*. 2016, vol. 110, pp. 226–235. DOI: 10.1016/j.actamat.2016.03.019.
9. Printability of alloys for additive manufacturing / Mukherjee T., Zuback J.S., De A., DebRoy T. // *Scientific Reports*. 2016, vol. 6 (1), 19717. DOI:10.1038/srep19717.
10. Tribological characterisation in dry sliding conditions of compocasted hybrid A356/SiCp/Grp composites with graphite macroparticles / Vencel A., Vučetić F., Bobić B., Pitel J., Bobić I. // *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2019, vol. 100, 2135-2146.
11. Machine learning in additive manufacturing: State-of-the-art and perspectives / Wang C., Tan X.P., Tor S.B., Lim C.S. // *Additive Manufacturing*. 2020, vol. 36, 101538. DOI: 10.1016/j.addma.2020.101538
12. Liu S., Shin Y.C. Additive manufacturing of Ti6Al4V alloy: A review // *Materials & Design*. 2018, vol. 164, 107552. DOI: 10.1016/j.matdes.2018.107552.

References

1. Wu B., Pan Z., Ding D., Cuiuri D., Li H., Xu J., Norrish J. A review of the wire arc additive manufacturing of metals: properties, defects and quality improvement. *Journal of Manufacturing Processes*. 2018;35:127-139. DOI: 10.1016/j.jmapro.2018.08.001.
2. Ding D., Pan Z., Cuiuri D., Li H. A multi-bead overlapping model for robotic wire and arc additive manufacturing (WAAM). *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2015;31:101-110.
3. Kah P., Latifi H., Suoranta R., Martikainen J., Pirinen M. Usability of arc types in industrial welding. *International Journal of Mechanical and Materials Engineering*. 2014;9(1):15. DOI:10.1186/s40712-014-0015-6.
4. Xiong J., Zhang G., Hu J. et al. Bead geometry prediction for robotic GMAW-based rapid manufacturing through a neural network and a second-order regression analysis. *J Intell Manuf*. 2014;25:157-163. <https://doi.org/10.1007/s10845-012-0682-1>.
5. Shevchik S.A., Kenel C., Leinenbach C., Wasmer K. Acoustic emission for in situ quality monitoring in additive manufacturing using spectral convolutional neural networks. *Additive Manufacturing*. 2017;27:598-604. 10.1016/j.addma.2017.11.012.
6. Zhang C., Chen F., Huang Z., Jia M., Chen G., Ye Y., Lin Y., Liu W., Chen B., Shen Q., Zhang L., Lavernia E.J. Additive manufacturing of functionally graded materials: A review. *Materials Science and Engineering: A*. 2019;764:138209.
7. Youheng F et al. Optimization of surface appearance for wire and arc additive manufacturing of Bainite steel. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 2017;91(1-4):301-313.
8. Wang Z., Palmer T.A., Beese A.M. Effect of processing parameters on microstructure and tensile properties of austenitic stainless steel 304L made by directed energy deposition additive manufacturing. *Acta Materialia*. 2016;110:226-235. doi: 10.1016/j.actamat.2016.03.019.
9. Mukherjee T., Zuback J.S., De A., DebRoy T. Printability of alloys for additive manufacturing. *Scientific Reports*. 2016;6(1):19717. DOI:10.1038/srep19717.
10. Vencel A., Vučetić F., Bobić B., Pitel J., Bobić I. Tribological characterisation in dry sliding conditions of compocasted hybrid A356/SiCp/Grp composites with graphite macroparticles. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2019;100:2135-2146.
11. Wang C., Tan X.P., Tor S.B., Lim C.S. Machine learning in additive manufacturing: State-of-the-art and perspectives. *Additive Manufacturing*. 2020;36:101538. DOI:10.1016/j.addma.2020.101538
12. Liu S., Shin Y.C. Additive manufacturing of Ti6Al4V alloy: A review. *Materials & Design*. 2018;164:107552. DOI: 10.1016/j.matdes.2018.107552.

Поступила 02.03.2026; принята к публикации 31.08.2026; опубликована 30.09.2026
Submitted 02/03/2025; revised 31/08/2026; published 30/09/2026

Аносов Максим Сергеевич – кандидат технических наук, доцент, заместитель директора ИПТМ, Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева, Нижний Новгород, Россия.
ORCID 0000-0001-8150-9332

Шатагин Дмитрий Александрович – кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой «ТиОМ» ИПТМ, Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева, Нижний Новгород, Россия. ORCID 0000-0003-1293-4487

Баевский Анатолий Аркадьевич – старший преподаватель ИПТМ, инженер-программист ЦРПР, Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева, Нижний Новгород, Россия. Email: Baevsky1990@gmail.com. ORCID 0009-0003-1648-5276

Подувальцев Алексей Александрович – аспирант, Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева, Нижний Новгород, Россия. ORCID 0000-0003-4285-8980

Архипов Максим Владимирович – аспирант, Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева, Нижний Новгород, Россия.

Ямгулин Роман Иршатович – аспирант, Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева, Нижний Новгород, Россия. ORCID 0009-0009-5868-5579

Maxim S. Anosov – PhD (Eng.), Associate Professor, Deputy Director of Institute of Industrial Technologies of Mechanical Engineering, Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russia. ORCID 0000-0001-8150-9332.

Dmitry A. Shatagin – PhD (Eng.), Associate Professor, Head of the Department of Technology and Equipment of Mechanical Engineering, Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russia. ORCID 0000-0003-1293-4487

Anatoly A. Baevsky – Senior Lecturer of Institute of Industrial Technologies of Mechanical Engineering, Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russia. Email: Baevsky1990@gmail.com. ORCID 0009-0003-1648-5276

Alexey A. Poduvaltsev – Postgraduate Student, Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russia. ORCID 0000-0003-4285-8980

Maxim V. Arkhipov – Postgraduate Student, Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russia.

Roman I. Yamgulin – Postgraduate Student, Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russia. ORCID 0009-0009-5868-5579