
**МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ, ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ И КОМПЛЕКСЫ
ПРОГРАММ/MATHEMATICAL MODELING, NUMERICAL METHODS AND PROGRAM COMPLEXES**

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.166.18> EDN: EBEMGY**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА КОНТРОЛЯ КАЧЕСТВА НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ
ПРОВОЛОЧНОГО АДДИТИВНОГО ПРОИЗВОДСТВА**

Научная статья

Кротова Е.Л.¹, Воробьев А.П.², Воробьева Е.Ю.^{3,*}^{1,2,3} Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь, Российская Федерация

* Корреспондирующий автор (lena-vorobey[at]yandex.ru)

Аннотация

Рассматривается интеллектуальная система контроля качества для проволочного аддитивного производства (WAAM). Представлена разработка программно-аппаратного комплекса для высокоточного мониторинга поверхности выращиваемых изделий, интегрированного с промышленным манипулятором KUKA. Комплекс обеспечивает автоматизированный сбор и анализ мультимодальных данных (видео, лазерное сканирование, телеметрия) с использованием методов компьютерного зрения и машинного обучения. Описаны архитектура системы, методы синхронизации данных, применяемые нейросетевые модели (YOLOv8, Wide ResNet-50) и стратегии активного обучения для детекции дефектов. Реализованный подход демонстрирует потенциал для интеграции в замкнутый контур управления с целью оперативной коррекции технологических параметров.

Ключевые слова: проволочное аддитивное производство (WAAM), машинное обучение, компьютерное зрение, контроль качества, нейронные сети, мультимодальные данные, глубокое обучение.

**AN INTELLECTUAL QUALITY CONTROL SYSTEM BASED ON NEURAL NETWORKS FOR WIRE ARC
ADDITIVE MANUFACTURING**

Research article

Krotova Y.L.¹, Vorobev A.P.², Vorobeva E.Y.^{3,*}^{1,2,3} Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

* Corresponding author (lena-vorobey[at]yandex.ru)

Abstract

An intelligent quality control system for wire-based additive manufacturing (WAAM) is examined. The development of a software and hardware system for high-precision monitoring of the surface of manufactured parts, integrated with a KUKA industrial manipulator, is presented. The complex provides automated collection and analysis of multimodal data (video, laser scanning, telemetry) using computer vision and machine learning methods. The system architecture, data synchronisation methods, the neural network models used (YOLOv8, Wide ResNet-50) and active learning strategies for defect detection are described. The implemented approach demonstrates the potential for integration into a closed-loop control system for the purpose of real-time correction of process parameters.

Keywords: wire-based additive manufacturing (WAAM), machine learning, computer vision, quality control, neural networks, multimodal data, deep learning.

Введение

Технология проволочной наплавки (WAAM) набирает популярность благодаря возможности изготовления крупногабаритных деталей с высоким коэффициентом использования материала [1], [2]. Однако нестабильность процесса дуговой сварки и сложные термомеханические процессы приводят к двум основным классам проблем: образованию поверхностных и внутренних дефектов (пористость, непровары) и геометрическим искажениям (короблению) изделия из-за циклического нагрева и охлаждения [3], [4].

Традиционные методы послеоперационного контроля не позволяют оперативно влиять на процесс [5]. В связи с этим актуальной является задача создания интеллектуальных систем, способных в реальном времени анализировать мультимодальные данные (видео, ток, напряжение) для выявления дефектов [6], [7], [8], [9] и одновременно прогнозировать термомеханическое поведение изделия для предотвращения брака по геометрии [10], [11].

Целью данной работы является разработка и апробация комплексного подхода, объединяющего:

- аппаратно-программный комплекс для in-situ мониторинга качества поверхности с использованием методов компьютерного зрения;
- математическую модель и численную методику для прогнозирования НДС и коробления наплавляемого изделия, позволяющую корректировать управляющую программу (слайсер) для компенсации деформаций.

Методы и материалы**2.1. Программно-аппаратный комплекс для мониторинга качества**

Для обеспечения сбора данных в условиях высоких температур и задымленности был разработан защитный корпус (рис. 1). Корпус спроектирован в Autodesk Fusion 360 для крепления на манипуляторе KUKA и включает:

Интегрированную систему вентиляции для охлаждения электроники.

Систему продува воздуха («воздушный нож»), создающую барьерный поток перед защитным стеклом для предотвращения оседания пыли и брызг.

Сменное термостойкое защитное стекло. Материал корпуса — алюминиевый сплав, рассчитанный на тепловые нагрузки до 200°C. Вес конструкции не превышает 2.5 кг, что не влияет на точность позиционирования манипулятора.

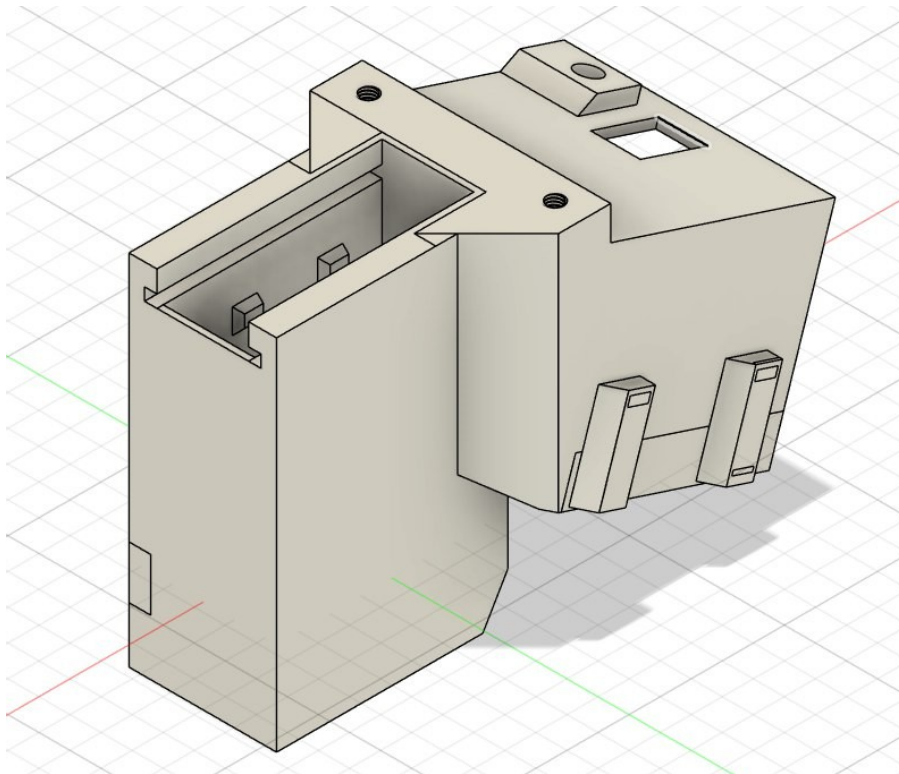


Рисунок 1 - 3D-модель защитного корпуса с системами вентиляции и продува
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.166.18.1>

Разработанный программный модуль на языке C++ обеспечивает:

1. Синхронный сбор данных: видеопоток (25 fps), данные лазерного сканирования (профиль поверхности) и текущие координаты манипулятора.

2. Пространственно-временную синхронизацию всех каналов на основе единой временной метки.

3. Автоматическое переключение инструмента и повтор траектории наплавки для сканирования каждого слоя.

2.2. Нейросетевая модель детекции дефектов

Для анализа видеоданных в реальном времени выбрана архитектура YOLOv8 Extra Large, предобученная на наборах данных общего назначения и дообученная на размеченной выборке, включающей 5000 изображений сварочной ванны и наплавленных валиков с дефектами трех классов: «пора», «трещина», «наплыв». Разметка выполнена полуавтоматическим методом с последующей экспертной валидацией. Оценка качества детектора проводилась на тестовой выборке (20% от общего набора) с использованием метрик mAP50, precision и recall. Параллельно для извлечения признаков используется сверточная сеть Wide ResNet-50.

2.3. Математическое моделирование термомеханических процессов

Для прогнозирования НДС и коробления изделия разработана конечно-элементная модель в среде ANSYS Mechanical APDL.

Постановка задачи. Решается связанная термомеханическая задача. Температурное поле рассчитывается из решения нестационарной задачи теплопроводности с подвижным источником тепла, моделирующим сварочную дугу. Напряженно-деформированное состояние определяется на основе рассчитанных температурных полей.

Модель материала. Для описания упругопластического поведения материала при высоких температурах и скоростях деформации, характерных для WAAM, использована модель Джонсона-Кука (JC), имплементированная в ANSYS с помощью пользовательской процедуры USERCREEP (UPF). Константы модели для сплава Inconel718 взяты из литературных источников [12] и верифицированы путем сравнения с расчетами по стандартной модели мультилинейной изотропной пластичности (MISO) на тестовой задаче о внедрении индентора.

Моделирование процесса наплавки. Реализован метод «активации элементов» (element birth and death). Для учета коробления ранее наплавленных слоев предложен оригинальный алгоритм: перед активацией очередной зоны все узлы этой зоны смещаются на величину перемещений, полученных для ближайшего узла предыдущей зоны. Это моделирует адаптивную коррекцию траектории слайсера в условиях реального производства. Формула для смещения:

$$\mathbf{x}_k^{\text{new}} = \mathbf{x}_k^0 + \mathbf{u}_m,$$

где \mathbf{x}_k^0 — начальные координаты узлов k -ой зоны,

u_m — вектор перемещений ближайшего узла ранее наплавленной m -ой зоны на момент активации k -ой зоны.

Объекты моделирования. Выполнено моделирование наплавки двух деталей кольцевой формы: конфузора и фланца из сплава Inconel718. Материал технологической оснастки — конструкционная сталь.

Результаты и обсуждение

3.1. Результаты мониторинга качества

Разработанный аппаратный комплекс продемонстрировал стабильную работу в тестовых наплавках. Система продува эффективно защищает оптику в течение 4 часов непрерывной работы без очистки. Модель YOLOv8 достигла следующих показателей на тестовой выборке:

- **mAP50 = 59%**. Относительно невысокий показатель объясняется сложностью задачи (высокая засветка от дуги, блики от металла) и ограниченным размером обучающей выборки;
- **точность (Precision):** 82% для класса «пора», 78% для «трещина», 95% для «наплыв»;
- **полнота (Recall):** 70% для класса «пора», 65% для «трещина», 88% для «наплыв». Низкая полнота для трещин и пор указывает на необходимость дальнейшего увеличения и балансировки датасета. Планируется использование методов аугментации данных и активного обучения для повышения полноты до 85–90%.

3.2. Верификация модели материала

На тестовой задаче о внедрении стального индентора в полупространство проведено сравнение имплантированной модели Джонсона-Кука и стандартной модели MISO. Результаты (рис. 2) показали, что в динамической постановке различия в остаточных напряжениях достигают 20%. Модель MISO, не учитывающая релаксационные эффекты, дает завышенные значения напряжений в зоне контакта. Это подтверждает необходимость использования модели JC для адекватного прогнозирования НДС при WAAM, где высокая температура и циклическое нагружение играют ключевую роль.



Рисунок 2 - Пример интерфейса сбора и визуализации данных

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.166.18.2>

3.3. Результаты моделирования НДС при наплавке

Моделирование процесса наплавки конфузора показало, что наибольшие осевые перемещения (до 2.5 мм) возникают после наплавки периферийных зон. Предложенный алгоритм коррекции позволяет «заложить» эти перемещения в исходную геометрию, изменяя положение узлов следующих зон (рис. 3). Это компенсирует искажение формы и обеспечивает попадание дуги в расчетное положение.

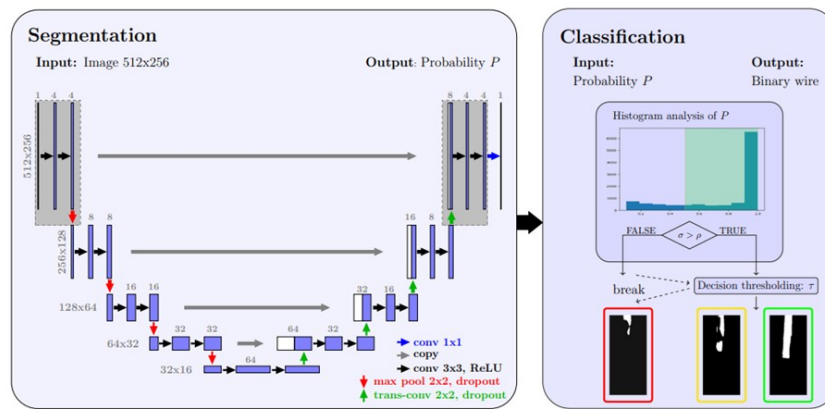


Рисунок 3 - Архитектура системы с потоками данных и управляющей логикой
 DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.166.18.3>

Для фланца исследовано влияние термообработки (отжига при 600°C) и снятия с оснастки на НДС (рис. 4).

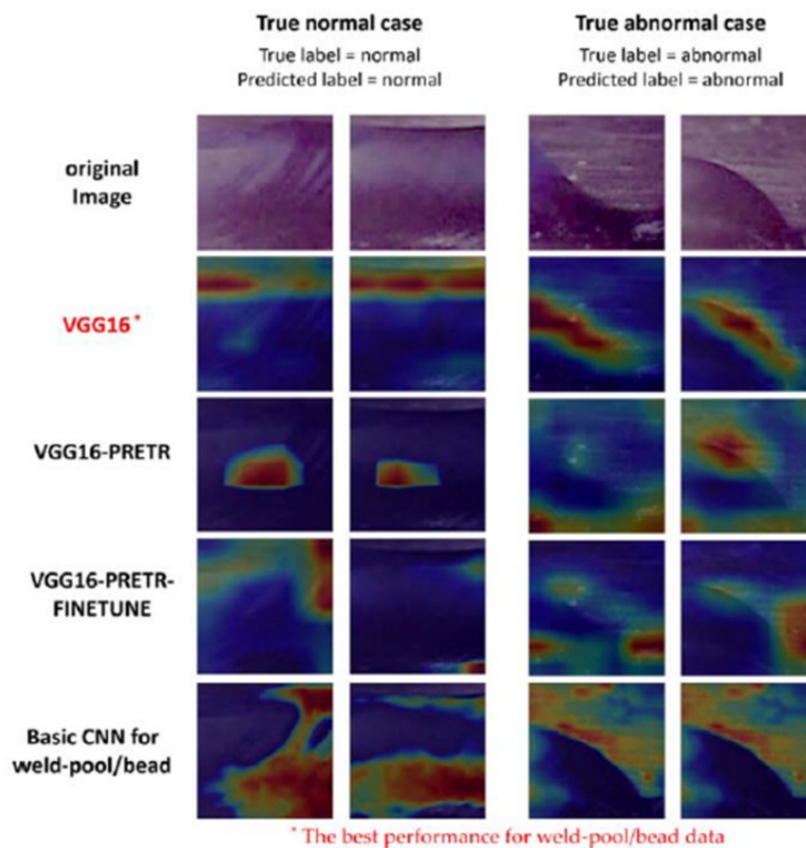


Рисунок 4 - Пример тепловой карты с зоной перегрева (красный цвет)
 DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.166.18.4>

Отжиг: при заданных режимах не привел к существенному снижению интенсивности остаточных напряжений (максимальное снижение ~5–7%).

Снятие с оснастки: является критическим этапом. После освобождения детали происходит перераспределение напряжений и значительное изменение формы (осевые перемещения увеличиваются на 30-40% по сравнению с состоянием на оснастке). Полученные численные значения перемещений могут быть использованы для назначения припусков на последующую механическую обработку.

Заключение

В ходе работы был разработан и апробирован комплексный подход к контролю качества и прогнозированию геометрических параметров в проволоочном аддитивном производстве.

Научная новизна заключается в создании численной методики прогнозирования НДС при WAAM, включающей:



– имплантацию и верификацию модели Джонсона-Кука в ANSYS для неявного анализа, что повышает точность расчета остаточных напряжений по сравнению со стандартными моделями;

– алгоритм учета коробления ранее наплавленных зон, позволяющий моделировать адаптивную коррекцию траектории слайсера.

Практическая значимость:

– создан программно-аппаратный комплекс для автоматизированного сбора мультимодальных данных с системы КАМА, защищенный от внешних воздействий;

– реализован нейросетевой детектор дефектов поверхности на базе YOLOv8, достигший точности 78-95% для различных классов дефектов;

– получены количественные оценки остаточных напряжений и деформаций для типовых деталей (конфузор, фланец), которые могут быть использованы для оптимизации технологических режимов и проектирования.

Дальнейшие исследования будут направлены на увеличение репрезентативности датасета для обучения нейросети, калибровку модели Джонсона-Кука по данным натуральных экспериментов и интеграцию замкнутого контура управления, где прогноз деформаций будет использоваться для автоматической коррекции траектории в реальном времени.

Конфликт интересов

Не указан.

Рецензия

Гибадуллин Р.Ф., Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева – КАИ, Казань Российская Федерация
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.166.18.5>

Conflict of Interest

None declared.

Review

Gibadullin R.F., Kazan National Research Technical University named after A.N. Tupolev – KAI, Kazan Russian Federation
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.166.18.5>

Список литературы / References

1. Madhvacharyula A.S. In situ detection of welding defects: a review / A.S. Madhvacharyula, S.V. Kshirsagar, S.P. Vadake [et al.] // *Weld. World.* — 2022. — Vol. 66, № 4. — P. 611–628.
2. Yang D. Deep Learning Based Steel Pipe Weld Defect Detection / D. Yang, L. Cui, Y. Liu [et al.] // *Appl. Artif. Intell.* — 2021. — Vol. 35, № 15. — P. 1237–1249.
3. Kam D.H. Weld quality improvement and porosity reduction mechanism of zinc coated steel using tandem gas metal arc welding (GMAW) / D.H. Kam, H.S. Bang, S.M. Joo [et al.] // *J. Mater. Process. Technol.* — 2021. — Vol. 294. — P. 117127.
4. Келлер И.Э. Искажение формы, локализация пластической деформации и распределение остаточных напряжений при односторонней проковке/обкатке бруса: применение результатов к аддитивному производству шпангоута с послойной обработкой давлением / И.Э. Келлер, А.В. Казанцев, Д.С. Дудин [и др.] // *Вычислительная механика сплошных сред.* — 2021. — Т. 14, № 4. — С. 434–443.
5. Matsunawa A. Porosity formation mechanism and its prevention in laser welding / A. Matsunawa, J.D. Kim, N. Seto [et al.] // *Weld. Int.* — 2003. — Vol. 17, № 6. — P. 431–437.
6. Franke J. Vision based process monitoring in wire arc additive manufacturing (WAAM) / J. Franke, F. Heinrich, R.T. Reisch // *J. Intell. Manuf.* — 2024.
7. Zhang L. Real-time monitoring of welding process using air-coupled ultrasonics and acoustic emission / L. Zhang, X. Li, Y. Yang [et al.] // *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* — 2019. — Vol. 101, № 5–8. — P. 1623–1634.
8. Wang T. Study of dynamic features of surface plasma in high-power disk laser welding / T. Wang, Y. Luo, H. Shen [et al.] // *Plasma Sci. Technol.* — 2012. — Vol. 14, № 3. — P. 245–251.
9. Sebestova H. Non-destructive real time monitoring of the laser welding process / H. Sebestova, P. Hornik, J. Mraz [et al.] // *J. Mater. Eng. Perform.* — 2012. — Vol. 21, № 5. — P. 764–769.
10. Brock C. Optical 3D position sensor for the fast tracking of light sources / C. Brock, R. Hohenstein, M. Schmidt // *Phys. Procedia.* — 2010. — Vol. 5. — P. 437–445.
11. Speka M. The infrared thermography control of the laser welding of amorphous polymers / M. Speka, S. Mattei, M. Pilloz [et al.] // *NDT E Int.* — 2008. — Vol. 41, № 3. — P. 178–183.
12. Kaierle S. Understanding the Laser Process / S. Kaierle, C. Kägeler, M. Schmidt [et al.] // *Laser Tech. J.* — 2010. — Vol. 7, № 2. — P. 49–52.
13. Chivel Y. On-line temperature monitoring in selective laser sintering/melting / Y. Chivel, I. Smurov // *Phys. Procedia.* — 2010. — Vol. 5. — P. 515–521.
14. Luo M. Vision-based weld pool boundary extraction and width measurement during keyhole fiber laser welding / M. Luo, Y.C. Shin // *Opt. Lasers Eng.* — Elsevier, 2015. — Vol. 64. — P. 59–70.
15. Lv N. Real-time control of welding penetration during robotic GTAW dynamical process by audio sensing of arc length / N. Lv, Y. Xu, J. Zhong [et al.] // *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* — 2014. — Vol. 74, № 1–4. — P. 235–249.
16. Kägeler C. Frequency-based analysis of weld pool dynamics and keyhole oscillations at laser beam welding of galvanized steel sheets / C. Kägeler, M. Schmidt // *Phys. Procedia.* — 2010. — Vol. 5. — P. 447–453.
17. You D. Multiple-optics sensing of high-brightness disk laser welding process / D. You, X. Gao, S. Katayama // *NDT E Int.* — 2013. — Vol. 60. — P. 32–39.



18. Purnomo T.W. Weld Defect Detection and Classification based on Deep Learning Method: A Review / T.W. Purnomo, F. Danitasari, D. Handoko // *J. Ilmu Komput. dan Inf. (Journal Comput. Sci. Information)*. — 2023. — Vol. 16, № 1. — P. 77–87.
19. Cai W. Application of sensing techniques and artificial intelligence-based methods to laser welding real-time monitoring: A critical review of recent literature / W. Cai, J. Wang, S. Jiang [et al.] // *J. Manuf. Syst.* — 2020. — Vol. 57. — P. 1–18.
20. Yang L. Measurement of weld penetration depths in thin structures using transmission coefficients of laser-generated Lamb waves and neural network / L. Yang, I.C. Ume // *Ultrasonics*. — 2017. — Vol. 78. — P. 96–109.
21. Zhang Y. Welding defects detection based on deep learning with multiple optical sensors during disk laser welding of thick plates / Y. Zhang, D. You, X. Gao [et al.] // *J. Manuf. Syst.* — 2019. — Vol. 51. — P. 87–94.
22. Zhang Z. Real-time penetration state monitoring using convolutional neural network for laser welding of tailor rolled blanks / Z. Zhang, Y. Liu, L. Wang [et al.] // *J. Manuf. Syst.* — 2020. — Vol. 54. — P. 348–360.
23. Liu T. Deep learning-based welding image recognition: A comprehensive review / T. Liu, P. Zheng, J. Bao // *J. Manuf. Syst.* — 2023. — Vol. 68. — P. 601–625.
24. Cheng Y. Real-time sensing of gas metal arc welding process – A literature review and analysis / Y. Cheng, R. Yu, Q. Wang [et al.] // *J. Manuf. Process.* — 2021. — Vol. 70. — P. 452–469.

Список литературы на английском языке / References in English

1. Madhvacharyula A.S. In situ detection of welding defects: a review / A.S. Madhvacharyula, S.V. Kshirsagar, S.P. Vadake [et al.] // *Weld. World*. — 2022. — Vol. 66, № 4. — P. 611–628.
2. Yang D. Deep Learning Based Steel Pipe Weld Defect Detection / D. Yang, L. Cui, Y. Liu [et al.] // *Appl. Artif. Intell.* — 2021. — Vol. 35, № 15. — P. 1237–1249.
3. Kam D.H. Weld quality improvement and porosity reduction mechanism of zinc coated steel using tandem gas metal arc welding (GMAW) / D.H. Kam, H.S. Bang, S.M. Joo [et al.] // *J. Mater. Process. Technol.* — 2021. — Vol. 294. — P. 117127.
4. Keller I.Je. Iskazhenie formy, lokalizacija plasticheskoj deformacii i raspredelenie ostatocnyh naprjazhenij pri odnostonnej prokovke/obkatke brusa: primenenie rezul'tatov k additivnomu proizvodstvu shpangouta s poslojnoj obrabotkoj davleniem [Shape distortion, localization of plastic deformation and distribution of residual stresses during one-sided forging/rolling of a bar: application of results to additive manufacturing of a frame with layer-by-layer pressure treatment] / I.Je. Keller, A.V. Kazancev, D.S. Dudin [et al.] // *Vychislitel'naja mehanika sploshnyh sred [Computational Mechanics of Continuous Media]*. — 2021. — Vol. 14, № 4. — P. 434–443. [in Russian]
5. Matsunawa A. Porosity formation mechanism and its prevention in laser welding / A. Matsunawa, J.D. Kim, N. Seto [et al.] // *Weld. Int.* — 2003. — Vol. 17, № 6. — P. 431–437.
6. Franke J. Vision based process monitoring in wire arc additive manufacturing (WAAM) / J. Franke, F. Heinrich, R.T. Reisch // *J. Intell. Manuf.* — 2024.
7. Zhang L. Real-time monitoring of welding process using air-coupled ultrasonics and acoustic emission / L. Zhang, X. Li, Y. Yang [et al.] // *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* — 2019. — Vol. 101, № 5–8. — P. 1623–1634.
8. Wang T. Study of dynamic features of surface plasma in high-power disk laser welding / T. Wang, Y. Luo, H. Shen [et al.] // *Plasma Sci. Technol.* — 2012. — Vol. 14, № 3. — P. 245–251.
9. Sebestova H. Non-destructive real time monitoring of the laser welding process / H. Sebestova, P. Hornik, J. Mraz [et al.] // *J. Mater. Eng. Perform.* — 2012. — Vol. 21, № 5. — P. 764–769.
10. Brock C. Optical 3D position sensor for the fast tracking of light sources / C. Brock, R. Hohenstein, M. Schmidt // *Phys. Procedia*. — 2010. — Vol. 5. — P. 437–445.
11. Speka M. The infrared thermography control of the laser welding of amorphous polymers / M. Speka, S. Mattei, M. Pilloz [et al.] // *NDT E Int.* — 2008. — Vol. 41, № 3. — P. 178–183.
12. Kaierle S. Understanding the Laser Process / S. Kaierle, C. Kägeler, M. Schmidt [et al.] // *Laser Tech. J.* — 2010. — Vol. 7, № 2. — P. 49–52.
13. Chivel Y. On-line temperature monitoring in selective laser sintering/melting / Y. Chivel, I. Smurov // *Phys. Procedia*. — 2010. — Vol. 5. — P. 515–521.
14. Luo M. Vision-based weld pool boundary extraction and width measurement during keyhole fiber laser welding / M. Luo, Y.C. Shin // *Opt. Lasers Eng.* — Elsevier, 2015. — Vol. 64. — P. 59–70.
15. Lv N. Real-time control of welding penetration during robotic GTAW dynamical process by audio sensing of arc length / N. Lv, Y. Xu, J. Zhong [et al.] // *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* — 2014. — Vol. 74, № 1–4. — P. 235–249.
16. Kägeler C. Frequency-based analysis of weld pool dynamics and keyhole oscillations at laser beam welding of galvanized steel sheets / C. Kägeler, M. Schmidt // *Phys. Procedia*. — 2010. — Vol. 5. — P. 447–453.
17. You D. Multiple-optics sensing of high-brightness disk laser welding process / D. You, X. Gao, S. Katayama // *NDT E Int.* — 2013. — Vol. 60. — P. 32–39.
18. Purnomo T.W. Weld Defect Detection and Classification based on Deep Learning Method: A Review / T.W. Purnomo, F. Danitasari, D. Handoko // *J. Ilmu Komput. dan Inf. (Journal Comput. Sci. Information)*. — 2023. — Vol. 16, № 1. — P. 77–87.
19. Cai W. Application of sensing techniques and artificial intelligence-based methods to laser welding real-time monitoring: A critical review of recent literature / W. Cai, J. Wang, S. Jiang [et al.] // *J. Manuf. Syst.* — 2020. — Vol. 57. — P. 1–18.
20. Yang L. Measurement of weld penetration depths in thin structures using transmission coefficients of laser-generated Lamb waves and neural network / L. Yang, I.C. Ume // *Ultrasonics*. — 2017. — Vol. 78. — P. 96–109.



21. Zhang Y. Welding defects detection based on deep learning with multiple optical sensors during disk laser welding of thick plates / Y. Zhang, D. You, X. Gao [et al.] // J. Manuf. Syst. — 2019. — Vol. 51. — P. 87–94.
22. Zhang Z. Real-time penetration state monitoring using convolutional neural network for laser welding of tailor rolled blanks / Z. Zhang, Y. Liu, L. Wang [et al.] // J. Manuf. Syst. — 2020. — Vol. 54. — P. 348–360.
23. Liu T. Deep learning-based welding image recognition: A comprehensive review / T. Liu, P. Zheng, J. Bao // J. Manuf. Syst. — 2023. — Vol. 68. — P. 601–625.
24. Cheng Y. Real-time sensing of gas metal arc welding process – A literature review and analysis / Y. Cheng, R. Yu, Q. Wang [et al.] // J. Manuf. Process. — 2021. — Vol. 70. — P. 452–469.