

МЕТОД И СРЕДСТВА НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ЗАДАЧИ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОЙ ОПЕРАЦИЕЙ ЛАЗЕРНОЙ ПОЛИРОВКИ

В. А. Прохоренко, Ю. В. Никитюк, В. С. Смородин, С. И. Соколов, А. А. Серeda

Гомельский государственный университет имени Франциска Скорины

METHOD AND MEANS OF NEURAL NETWORK MODELING OF THE PROBLEM OF CONTROLLING THE TECHNOLOGICAL OPERATION OF LASER POLISHING

V. A. Prokhorenko, Yu. V. Nikitjuk, V. S. Smorodin, S. I. Sokolov, A. A. Sereda

Francisk Skorina Gomel State University

Аннотация. Рассматривается задача формализации адаптивного управления технологической операцией лазерной полировки кварцевых стекол, выполняемой на лазерном станке с ЧПУ. Предложен подход, в рамках которого технологическая операция представляется как стохастическая последовательно-параллельная графовая структура, отражающая возможные состояния процесса, диагностические процедуры, управляющие воздействия и вероятностные переходы между ними. Базовый контур управления задает штатную траекторию реализации операции при фиксированных параметрах скорости обработки и мощности лазерного излучения, тогда как адаптивный контур формирует корректирующее управление ΔU на основе текущих результатов мониторинга. Адаптация управления осуществляется путем активации на каждом шаге дискретного времени дополнительных микротехнологических операций, образующих последовательные наборы корректирующих воздействий для изменения скорости обработки и мощности лазерного излучения. Для синтеза корректной политики адаптации управления используется нейросетевой регулятор, синтезируемый методами обучения с подкреплением на данных имитационной модели. Имитационная модель строится на основе данных конечно-элементных расчетов температурно-напряженного состояния зоны лазерной обработки. Критерий качества управления формируется с учетом необходимости удержания максимума температуры в допустимом диапазоне значений. Предложенный метод обеспечивает построение в режиме реального времени оптимальной траектории развития технологического процесса за счет замкнутого контура мониторинга и адаптивной коррекции переменных управления технологической операцией. Полученные результаты могут быть использованы при разработке интеллектуальных систем управления технологическими операциями лазерной обработки материалов.

Ключевые слова: адаптивное управление, лазерная полировка, кварцевое стекло, стохастическая графовая модель, дискретно-событийное моделирование, микротехнологические операции, нейросетевой регулятор, обучение с подкреплением, технологический процесс.

Для цитирования: Метод и средства нейросетевого моделирования задачи управления технологической операцией лазерной полировки / В. А. Прохоренко, Ю. В. Никитюк, В. С. Смородин, С. И. Соколов, А. А. Серeda // Проблемы физики, математики и техники. – 2026. – № 2 (67). – С. 93–98. – DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2026_2_67_93. – EDN: NDCHVJ

Abstract. This paper considers the problem of formalizing adaptive control for the laser polishing process of quartz glass, performed on a CNC laser machine. An approach is proposed in which the process operation is represented as a stochastic serial-parallel graph structure reflecting possible process states, diagnostic procedures, control actions, and probabilistic transitions between them. The basic control loop defines the standard trajectory of the operation for fixed parameters of processing speed and laser radiation power, while the adaptive loop generates corrective control ΔU based on current monitoring results. Control adaptation is achieved by activating additional microprocessing operations at each discrete-time step, forming sequential sets of corrective actions for changing the processing speed and laser radiation power. A neural network controller trained using reinforcement learning methods on simulation model data is used to synthesize the correct control adaptation policy. The simulation model is constructed using finite element calculations of the temperature-stress state of the laser processing zone. The control quality criterion is developed taking into account the need to maintain the maximum temperature within an acceptable range of values. The proposed method enables the construction of an optimal process development trajectory in real time through closed-loop monitoring and adaptive correction of process operation control variables. The obtained results can be used in the development of intelligent control systems for laser material processing operations.

Keywords: adaptive control, laser polishing, quartz glass, stochastic graph model, discrete-event modeling, microtechnological operations, neural network controller, reinforcement learning, technological process.

For citation: Method and means of neural network modeling of the problem of controlling the technological operation of laser polishing / V. A. Prokhorenko, Yu. V. Nikitjuk, V. S. Smorodin, S. I. Sokolov, A. A. Sereda // Problems of Physics, Mathematics and Technics. – 2026. – № 2 (67). – P. 93–98. – DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2026_2_67_93 (in Russian). – EDN: NDCHVJ

Введение

В условиях реализации операции на лазерном станке с ЧПУ управление задается в виде заранее выбранного режима обработки, однако стохастические отклонения температуры, локального состояния поверхности и напряженно-деформированного состояния материала приводят к необходимости перехода от задания параметров к адаптивному управлению по данным мониторинга в режиме реального времени. В настоящее время опубликован ряд работ по обратным связям по управлению процессами лазерной обработки, в которых данные мониторинга в режиме реального времени используются для коррекции в режиме реального времени мощности, фокуса, скорости, геометрии зоны лазерной обработки, глубины проплавления или времени локального воздействия [1]–[9]. Данный класс работ хорошо представлен для лазерной сварки и аддитивных методов, где обратная связь строится по оптическим, спектральным, пирометрическим, визуальным либо многомодальным признакам состояния зоны обработки [1]–[8]. Для лазерной полировки оптических элементов также известны подходы к замыканию контура по данным метрологического контроля в процессе обработки, однако они ориентированы преимущественно на выбор оптимального локального времени полирования и не формализуют управление как последовательность адаптирующих микротехнологических операций для кварцевого стекла [9]. Обзор [1] специально выделяет мониторинг в режиме реального времени, мониторинг со средствами машинного обучения и управление с обратными связями как направление интеллектуализации лазерной сварки, а обзор [2] связывает мониторинг лазерной сварки с адаптивным управлением на основе сенсорных признаков процесса.

В настоящей работе предлагается формализация адаптивного управления технологической операцией лазерной полировки кварцевого стекла, отличающаяся тем, что управляющее воздействие рассматривается не как непрерывная коррекция одного параметра, а как активация на каждом шаге дискретного времени в случае необходимости непустой последовательности адаптирующих микротехнологических операций. Такая постановка связывает данную работу с работами по семантическому, онтологическому и графовому управлению производственными системами, где операции или способности рассматриваются как формально описанные исполнимые элементы управления [10]–[15]. В отличие от данных подходов в предлагаемой методике семантика управляющего действия задается предметно-ориентированным набором микротехнологических операций (МТХО) лазерной полировки: увеличение или уменьшение скорости обработки с шагом, допустимым ЧПУ-станком, а

также дискретное изменение мощности лазерного излучения в процентах от мощности. Таким образом, реализация технологического процесса представляется как стохастическая последовательно-параллельная графовая структура, а нейросетевой регулятор, обучаемый в среде на основе имитационной модели технологической операции, формирует корректирующее управление ΔU с учетом критерия удержания температуры в допустимом диапазоне и обеспечения штатного режима осуществления лазерной полировки кварцевых стекол.

1 Построение аппроксиматоров откликов физического процесса на основе данных конечно-элементного расчета

Для построения имитационной модели технологической операции лазерной полировки кварцевого стекла были сформированы нейросетевые аппроксиматоры откликов, характеризующих термомеханическое состояние материала в зоне лазерного воздействия. В качестве целевых параметров рассматривались максимальная температура в зоне обработки ($maxT$) и максимальные остаточные напряжения по Мизесу ($maxSigma$). Обучающая выборка формировалась на основе результатов конечно-элементного моделирования, выполненного в среде ANSYS с использованием языка параметрического описания APDL [16]. Расчеты проводились для сетки технологических режимов, включающей варьирование мощности лазерного излучения и скорости перемещения луча относительно поверхности кварцевого стекла. В базовой постановке рассматривались значения мощности 40, 50 и 60 Вт лазерной установки и скорости обработки 1, 2 и 3 мм/с. Дополнительно для учета стохастической природы развития физического процесса было сформировано 3485 траекторий, в которых при заданной скорости обработки вносились случайные изменения мощности лазерного излучения. Такой подход позволил расширить исходную расчетную выборку за счет моделирования не только стационарных режимов работы, но и переходных вариантов развития процесса, возникающих при возможных отклонениях или корректировках управляющих воздействий.

Для каждой траектории моделировалось развитие температурного поля и напряженно-деформированного состояния кварцевого стекла, после чего из результатов КЭМ-расчета вычислялись отклики ($maxT$) и ($maxSigma$), используемые далее как обучающие данные. Полученная выборка применялась для обучения суррогатных моделей, реализующих отображение из пространства управляющих параметров технологической операции в пространство прогнозируемых откликов процесса. Входными переменными аппроксиматоров выступали скорость обработки, текущая мощность лазерного излучения,

радиус лазерного пучка с временным окном длины 4 шага.

Для отклика $\max T$ построен линейный аппроксиматор. При этом использована регуляризация типа L_2 и целевой функцией являлась MSE .

Для отклика $\max \sigma$ построен нейросетевой аппроксиматор, представляющий собой двухслойный персептрон с 4 нейронами в скрытом слое. При этом использована регуляризация типа L_2 и целевой функцией являлась функция Хубера с коэффициентом $\delta = 0,0428$, что позволило аппроксимировать отклик остаточных напряжений со значением $MAE < 1$ МПа.

Получены нейросетевые аппроксиматоры откликов с коэффициентом детерминации R^2 , соответственно, 0,96 и 0,97 по результатам пятикратной кросс-валидации.

2 Построение имитационной модели технологической операции лазерной полировки кварцевых стекол

Имитационная модель технологической операции лазерной полировки кварцевых стекол разработана как вычислительная среда, воспроизводящая дискретную динамику процесса при различных режимах скорости обработки и мощности лазерного излучения а также различных радиусов лазерного пучка.

Особенностью модели является наличие процедуры имитации реализации микротехнологической операции мониторинга в режиме реального времени зоны лазерной обработки, позволяющей определять класс текущего режима обработки и максимум температуры. В данной работе рассматривалось 3 класса режима лазерной обработки: недостаточная полировка, нормальная реализация полировки и переполіровка. Нормальная полировка определялась на основе критерия удержания модельной температуры в диапазоне значений $2273\text{ K} \leq T_1 \leq 2323\text{ K}$. Модельная температура определялась с применением суррогатной аппроксимации. Случайные возмущения технологического процесса задавались как аддитивные гауссовы флуктуации эффективной мощности лазерного излучения относительно вводимого значения, что позволяло учитывать нестабильность энергетического воздействия в зоне обработки.

Достоверность процедуры определения режимов полировки и имитационной модели основана на совпадении классов лазерной полировки в модели с экспериментами, проведенными по сетке значений для радиусов лазерного пятна $r = \{2\text{ мм}, 2,5\text{ мм}, 3\text{ мм}\}$, скоростей обработки $v = \{1\text{ мм/с}, 2\text{ мм/с}, 3\text{ мм/с}\}$, мощностей лазерного излучения $P = \{50\%, 62,5\%, 75\%\}$ на CO_2 лазере AEON MIRA7. После реализации соответствующих траекторий экспертом были размечены классы полировки. Следует отметить, что класс

переполіровки оказался недопредставленным в данной сетке значений переменных управления. В модели достигнуто совпадение классов полировки с экспериментами, в том числе пограничных классов, где эксперт определил «полировку, но уже почти недополировку» или «недополировку, но уже почти нормальную полировку».

На каждом шаге дискретного времени модель принимает текущие значения управляющих переменных, состояние процесса и возможное корректирующее воздействие через активацию соответствующей микротехнологической операции изменения параметров реализации технологической операции. При этом процесс останавливается, если началась переполіровка либо недополировка кварцевого стекла.

В имитационной модели реализации технологической операцией лазерной полировки кварцевого стекла реализован дискретный набор корректирующих микротехнологических операций, которые можно активировать в процессе реализации траектории развития процесса. К числу таких операций относятся: увеличение скорости перемещения лазерной головки на 1 мм/с; уменьшение скорости перемещения лазерной головки на 1 мм/с; уменьшение мощности лазерного излучения на 1% от мощности лазера; увеличение мощности лазерного излучения на 1% от мощности лазера; уменьшение мощности на 2,5% от мощности лазера; увеличение мощности на 2,5% от мощности лазера; уменьшение мощности на 5% от мощности лазера; увеличение мощности на 5% от мощности лазера. Специфика данного набора корректирующих МТХО определена тем, что на лазерном гравировщике AEON MIRA7 скорость возможно устанавливать только дискретно с шагом 1 мм/с.

3 Метод адаптации управления технологической операцией лазерной полировки на основе синтеза нейрорегулятора с помощью алгоритма обучения с подкреплением

В данной работе синтез адаптивного управления технологической операцией лазерной полировки кварцевого стекла в режиме реального времени осуществляется через процедуру синтеза нейрорегулятора методом обучения с подкреплением. Используется схема actor-critic, в которой одна нейросетевая модель содержит две выходные головы: actor-head, формирующую распределение вероятностей по множеству корректирующих действий, и critic-head, аппроксимирующую функцию оценки состояния. Актор, таким образом, отвечает за параметризованную стратегию выбора действий, а критик аппроксимирует функцию оценки [17]. Для повышения устойчивости обновления политики используется алгоритм Proximal Policy Optimization [18]. Оценка преимущества действия вычисляется с использованием Generalized Advantage Estimation [19].

Использована нейросетевая архитектура типа многослойный персептрон. На вход нейросети подается окно истории состояния технологического процесса, содержащее наблюдения параметров обработки и результатов мониторинга. Один элемент окна включает нормированные значения скорости обработки, мощности лазерного излучения, радиуса лазерного пучка, модельной температуры, величин недогрева и перегрева относительно допустимого диапазона, номера шага, скорости изменения модельной температуры, класс состояния процесса и код ранее активированной микротехнологической операции (отдельным действием считается отсутствие активации корректирующих МТХО).

Алгоритм синтеза нейрорегулятора имеет следующие шаги.

1. Задается множество допустимых базовых режимов технологической операции $B = \{(v, p, r)\}$, где v – скорость лазерной обработки, p – мощность лазерного излучения, r – радиус лазерного пучка. В обучающую выборку включаются только режимы, которые по результатам численных и натурных экспериментов либо уже соответствуют нормальной полировке, либо могут быть переведены в нормальный режим активацией допустимой последовательности корректирующих микротехнологических операций.

2. Инициализируется имитационная среда технологической операции.

3. Инициализируется actor-critic нейросеть. Вектор состояния имеет вид окна истории, который на входе сети $s_t = \{x_{t-m+1}, \dots, x_t\}$, где m – длина окна истории, а x_t – вектор признаков текущего шага мониторинга.

4. Начинается эпизод имитации. Для каждого эпизода выбирается базовый режим (v, p, r) в соответствии с расписанием обучения: сначала используются режимы, не требующие коррекции, затем режимы, требующие увеличения мощности при скорости 1 мм/с, после этого режимы скорости 2 мм/с, где требуется уменьшение скорости либо комбинация уменьшения скорости и увеличения мощности для предотвращения недополировки.

5. На каждом шаге эпизода имитационная модель имитирует выполнение микротехнологической операции мониторинга и формирование соответствующих выходов этой операции – класса режима полировки и максимума температуры в зоне лазерной обработки.

6. Actor-head нейросетевой модели вычисляет распределение $\pi_\theta(a_t \vee s_t)$. В процессе обучения действие выбирается стохастически, а при тестировании и в режиме реального времени может использоваться детерминированное правило $a_t = \operatorname{argmax}_a \pi_\theta(a \vee s_t)$. Для ускорения сходимости обучения формируется маска для действий, которые с высокой вероятностью могут привести

к провалу эпизода. Выбранное действие реализуется путем активации соответствующей МТХО, либо отсутствием активации МТХО.

7. Вычисляется функция вознаграждения R .

8. Переход (s_t, a_t, R_t, s_{t+1}) вместе с предсказанной вероятностью действия, оценкой вознаграждения, маской действий и признаком завершения эпизода сохраняются в буфер эпизода. После накопления заданного числа эпизодов новые траектории помещаются в скользящую память последних k эпизодов.

9. Для переходов из памяти вычисляются преимущества методом GAE. На основе этих преимуществ формируются целевые значения для critic-head и оценки преимущества для actor-head.

10. Обновляются веса сети выборками последовательностей переходов из памяти путем оптимизации комбинированной целевой функции для actor-head и critic-head.

11. Раз в заданное число эпизодов нейросетевая политика адаптации управления проверяется на фиксированной оценочной сетке допустимых режимов. Лучшая политика сохраняется по критерию, учитывающему долю успешных траекторий, долю шагов нормальной полировки, отсутствие переполкировки и величину максимального превышения верхней границы температурного индекса.

12. Возврат к шагу 4 до тех пор, пока не достигнуто максимальное число эпизодов обучения, либо не построен качественный нейрорегулятор.

Выбрана многокомпонентная функция вознаграждения для алгоритма обучения с подкреплением

$$R = R_\Gamma + R_{\text{invalid}} + R_{\text{action}} + R_{\text{speed}} + R_{\text{dir}} + R_{\text{safe}} + R_{\text{noop}} + R_{\text{enter}} + R_{\text{approach}},$$

где R_Γ задает награду за нахождение температурного индекса в допустимом диапазоне и штраф за недогрев или перегрев; R_{invalid} штрафует попытки выхода за технологические ограничения; R_{action} задает стоимость корректирующей микротехнологической операции; R_{speed} штрафует отклонение от базового скоростного режима; R_{dir} учитывает физически правильное направление коррекции мощности; R_{safe} штрафует грубые изменения мощности вблизи границ допустимого диапазона; R_{noop} штрафует бездействие вне допустимого диапазона; R_{enter} поощряет переход из недополировки в нормальную полировку; R_{approach} поощряет уменьшение расстояния до допустимого температурного интервала.

В режиме реального времени адаптивное управление реализуется параллельным контуром

ΔU , работающим совместно с базовым контуром ЧПУ и активируемым с дискретным шагом 0,1 с. На каждом шаге выполняется микротехнологическая операция мониторинга, по результатам которой формируется текущее состояние процесса: значения переменных управления, наблюдаемое значение максимума температуры, класс режима обработки и история ранее активированных МТХО. Полученное окно состояния подается на вход обученного нейрорегулятора, на основании выхода которого выбирается в случае необходимости одна из корректирующих МТХО: изменение скорости на ± 1 мм/с либо изменение мощности лазерного излучения на ± 1 , $\pm 2,5$ или $\pm 5\%$. Выбранное действие преобразуется в добавочное управляющее воздействие ΔU . Если состояние соответствует нормальной полировке, контур преимущественно сохраняет базовый режим или выполняет малые стабилизирующие коррекции; при недополировке увеличивает энергетическое воздействие или снижает скорость обработки. Цикл с дискретным шагом повторяется до завершения технологической операции, формируя замкнутую дискретную последовательность корректирующих МТХО, зависящую от наблюдаемого состояния процесса.

4 Результаты синтеза нейрорегулятора

В результате обучения нейрорегулятора методом РРО установлено устойчивое улучшение качества корректирующей политики адаптивного управления: на начальном этапе обучения доля успешных траекторий в обучающих эпизодах изменялась в широком диапазоне и сопровождалась высокой дисперсией вознаграждения, однако по мере накопления опыта политика стабилизировалась, что выразилось в росте среднего

вознаграждения, увеличении средней длины успешной траектории до установленного максимального числа шагов имитации эпизода и снижении доли состояний недополировки. Анализ распределения действий демонстрирует, что в процессе обучения нейрорегулятор сформировал преимущественно стабилизирующую стратегию коррекции: в нормальных режимах чаще выбиралось отсутствие коррекции, тогда как корректирующие воздействия активировались ограниченно и в основном соответствовали малым изменениям мощности или снижению скорости при риске недополировки, что подтверждает способность синтезированной политики удерживать процесс в допустимой области без возникновения перегрева (рисунок 4.1).

Заключение

В работе предложен метод адаптации управления технологической операцией лазерной полировки кварцевого стекла на основе синтеза нейросетевого регулятора, функционирующего в замкнутом контуре мониторинга и коррекции переменных управления. Корректирующие воздействия (ΔU) реализуются через активацию наборов микротехнологических операций, соответствующих допустимым дискретным изменениям скорости обработки и мощности лазерного излучения. Для обеспечения вычислительной реализуемости метода построены нейросетевые аппроксиматоры откликов ($maxT$) и ($maxSigma$), обученные на данных конечно-элементного моделирования в ANSYS APDL, что позволило создать имитационную модель технологической операции и использовать ее в качестве среды для обучения с подкреплением.

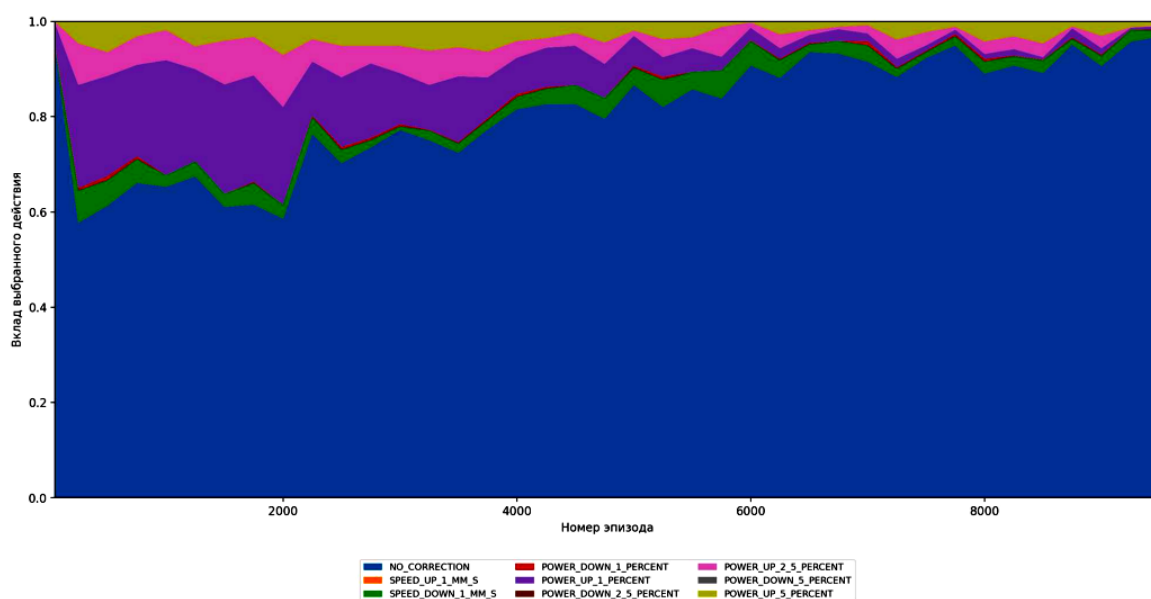


Рисунок 4.1 – Распределение действий нейрорегулятора в процессе обучения адаптивному управлению технологической операцией лазерной полировки кварцевого стекла

Синтез нейрорегулятора выполнен методом обучения с подкреплением с использованием многокомпонентной функции вознаграждения, обеспечивающей удержание температуры в технологически допустимом диапазоне значений.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Application of sensing techniques and artificial intelligence-based methods to laser welding real-time monitoring: A critical review of recent literature* / W. Cai, J. Z. Wang, P. Jiang [et al.] // Journal of Manufacturing Systems. – 2020. – Vol. 57. – P. 1–18. – DOI: 10.1016/j.jmsy.2020.07.021.

2. *You, D. Y.* Review of laser welding monitoring / D. Y. You, X. D. Gao, S. Katayama // Science and Technology of Welding and Joining. – 2014. – Vol. 19, № 3. – P. 181–201. – DOI: 10.1179/1362171813Y.0000000180.

3. *Closed-loop power and focus control of laser welding for full-penetration monitoring* / F. Bardin, A. Cobo, J. M. Lopez-Higuera [et al.] // Applied Optics. – 2005. – Vol. 44, № 1. – P. 13–21.

4. *Closed Loop Control of Penetration Depth during CO₂ Laser Lap Welding Processes* / T. Sibillano, D. Rizzi, F. P. Mezzapesa [et al.] // Sensors. – 2012. – Vol. 12, № 8. – P. 11077–11090. – DOI: 10.3390/s120811077.

5. *Closed-loop control of laser power using the full penetration hole image feature in aluminum welding processes* / A. Blug, D. Carl, H. Höfler [et al.] // Physics Procedia. – 2011. – Vol. 12. – P. 720–729.

6. *Song, L.* Feedback Control of Melt Pool Temperature During Laser Cladding Process / L. Song, J. Mazumder // IEEE Transactions on Control Systems Technology. – 2011. – Vol. 19, № 6. – P. 1349–1356. – DOI: 10.1109/TCST.2010.2093901.

7. *Closed-loop control of meltpool temperature in directed energy deposition* / Z. M. Smoqi, B. D. Bevans, A. Gaikwad [et al.] // Materials & Design. – 2022. – Vol. 215. – Art. 110508. – DOI: 10.1016/j.matdes.2022.110508.

8. *Feedback Control of Melt Pool Area in Selective Laser Melting Additive Manufacturing Process* / S. Z. Hussain, Z. Kausar, Z. U. Koreshi [et al.] // Processes. – 2021. – Vol. 9, № 9. – Art. 1547. – DOI: 10.3390/pr9091547.

9. *Closed-loop laser polishing using in-process surface finish metrology* / O. Faehnle, R. Rascher, C. Vogt, D. W. Kim // Applied Optics. – 2018. – Vol. 57, № 4. – P. 834–838.

10. *Kulvatunyou, B. S.* A semantic web service framework to support intelligent distributed manufacturing / B. S. Kulvatunyou, H. Cho, Y. J. Son // International Journal of Knowledge-Based and Intelligent Engineering Systems. – 2005. – Vol. 9, № 2. – P. 107–127. – DOI: 10.3233/KES-2005-9206.

11. *MASON: A proposal for an ontology of manufacturing domain* / S. Lemaignan, A. Siadat, J. Y. Dantan, A. Semenenko // IEEE Workshop on Distributed Intelligent Systems. – 2006. – P. 195–200. – DOI: 10.1109/DIS.2006.48.

12. *Semantic technologies: latest advances in agent-based manufacturing control systems* / P. Vrba, M. Radakovic, M. Obitko, V. Marik // International Journal of Production Research. – 2011. – Vol. 49, № 5. – P. 1483–1496.

13. *Ontology for Service-Based Control of Production Systems* / E. Negri, L. Fumagalli, M. Macchi, M. Garetti // IFIP Advances in Information and Communication Technology. – 2015. – Vol. 460. – P. 484–492. – DOI: 10.1007/978-3-319-22759-7_56.

14. *Capability-based semantic interoperability of manufacturing resources: A BaSys 4.0 perspective* / A. Perzylo, J. Grothoff, L. Lucio [et al.] // IFAC-PapersOnLine. – 2019. – Vol. 52, № 13. – P. 1590–1596. – DOI: 10.1016/j.ifacol.2019.11.427.

15. *Qin, Z.* A Knowledge Graph-based knowledge representation for adaptive manufacturing control under mass personalization / Z. Qin, Y. Lu // Manufacturing Letters. – 2023. – Vol. 35. – P. 96–104. – DOI: 10.1016/j.mfglet.2023.08.086.

16. *Моделирование лазерной полировки кварцевого стекла* / Ю. В. Никитюк, Л. Н. Марченко, А. Н. Сердюков, Ю. В. Бруттан // Компьютерные исследования и моделирование. – 2026. – Т. 18, № 2. – С. 395–417. – DOI: 10.20537/2076-7633-2026-18-2-395-417.

17. *Konda, V. R.* Actor-Critic Algorithms / V. R. Konda, J. N. Tsitsiklis // Advances in Neural Information Processing Systems. – 1999. – Vol. 12. – P. 1008–1014.

18. *Proximal Policy Optimization Algorithms* / J. Schulman, F. Wolski, P. Dhariwal [et al.] // arXiv. – 2017. – arXiv:1707.06347. – DOI: 10.48550/arXiv.1707.06347.

19. *High-Dimensional Continuous Control Using Generalized Advantage Estimation* / J. Schulman, P. Moritz, S. Levine [et al.] // Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR). – 2016. – DOI: 10.48550/arXiv.1506.02438.

Поступила в редакцию 14.03.2026.

Информация об авторах

Прохоренко Владислав Александрович – ст. преподаватель
Никитюк Юрий Валерьевич – к.ф.-м.н., доцент
Смородин Виктор Сергеевич – д.т.н., профессор
Соколов Сергей Иванович – к.т.н., доцент
Серета Андрей Александрович – старший преподаватель