ТЕХНИКА

УДК 681.5:621.9.048.7:681.7 DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2026_3_68_79
EDN: LKVDSY

РАЗРАБОТКА МЕТОДА И СРЕДСТВ МОДЕЛИРОВАНИЯ ЗАДАЧИ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОЙ ОПЕРАЦИЕЙ ЛАЗЕРНОГО ТЕРМОРАСКАЛЫВАНИЯ СИЛИКАТНЫХ СТЕКОЛ ПРИ ОСУЩЕСТВЛЕНИИ ПОЛЯРИСКОПИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА В РЕЖИМЕ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ

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

Гомельский государственный университет имени Франциска Скорины

DEVELOPMENT OF A METHOD AND TOOLS FOR MODELING THE CONTROL PROBLEM OF THE TECHNOLOGICAL OPERATION OF LASER THERMAL CLEAVING OF SILICATE GLASS UNDER REAL-TIME POLARISCOPIC MONITORING

V. A. Prokhorenko, V. S. Smorodin, Yu. V. Nikityuk, S. I. Sokolov

Francisk Skorina Gomel State University

Аннотация. Разработаны метод и программные средства нейросетевого моделирования задачи адаптивного управления технологической операцией лазерного термораскалывания силикатных стекол при наличии внешних управляющих воздействий, ограниченной наблюдаемости состояния зоны обработки и случайных возмущений. Физические эксперименты выполнялись на лазерном станке с ЧПУ AEON Mira 7 с реализацией поляризационного одномодального видеомониторинга зоны обработки CMOS-камерой. В качестве наблюдаемых классов состояния процесса рассматривались отсутствие старта трещины, опережение вершины трещины относительно лазерного пятна, ветвление трещины, а также устойчивое терморасколывание. Для синтеза корректирующих воздействий разработана стохастическая имитационная среда, в которой Transformer-регулятор построен методами обучения с подкреплением. Обратная связь реализована как контур коррекции технологического режима по текущему видеонаблюдению. Алгоритмической основой являлся Proximal Policy Optimization в actor-critic постановке с Generalized Advantage Estimation, что позволило получить эффективный нейросетевой регулятор.

Ключевые слова: *лазерное терморасколывание*, *силикатное стекло*, *поляризационный мониторинг*, *имитационное моделирование*, *обратная связь*, *обучение с подкреплением*, *PPO*, *нейросетевой регулятор*.

Для цитирования: *Разработка метода и средств моделирования задачи управления технологической операцией лазерного терморасколывания силикатных стекол при осуществлении поляризационного мониторинга в режиме реального времени* / В. А. Прохоренко, В. С. Смородин, Ю. В. Никитюк, С. И. Соколов // Проблемы физики, математики и техники. – 2026. – № 3 (68). – С. 79–85. – DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2026_3_68_79. – EDN: LKVDSY

Abstract. A method and software tools have been developed for neural-network modeling of adaptive control of the technological operation of laser thermal splitting of silicate glass under external control actions, limited observability of the processing-zone state, and random disturbances. Physical experiments were carried out on an AEON Mira 7 CNC laser machine using single-mode polariscopic video monitoring of the processing zone with a CMOS camera. The observed process-state classes included failure of crack initiation, advancement of the crack tip ahead of the laser spot, crack branching, and stable thermal splitting. To synthesize corrective control actions, a stochastic simulation environment was developed in which a Transformer-based controller was constructed using reinforcement learning methods. Feedback was implemented as a process-parameter correction loop based on current video observations. The algorithmic framework was based on Proximal Policy Optimization in an actor-critic formulation with Generalized Advantage Estimation, which made it possible to obtain an effective neural-network controller.

Keywords: *laser thermal cleaving*, *silicate glass*, *polariscopic monitoring*, *simulation modeling*, *feedback*, *reinforcement learning*, *PPO*, *neural-network regulator*.

For citation: *Development of a method and tools for modeling the control problem of the technological operation of laser thermal cleaving of silicate glass under real-time polariscopic monitoring* / V. A. Prokhorenko, V. S. Smorodin, Yu. V. Nikityuk, S. I. Sokolov // Problems of Physics, Mathematics and Technics. – 2026. – № 3 (68). – P. 79–85. – DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2026_3_68_79 (in Russian). – EDN: LKVDSY

Введение

Технологические операции лазерной обработки материалов относятся к классу сложных управляемых процессов, для которых существенное значение имеют стохастические факторы, ограниченность наблюдения и необходимость

© *Прохоренко В. А.*, *Смородин В. С.*, *Никитюк Ю. В.*, *Соколов С. И.*, 2026

принятия решений по текущему состоянию оборудования и заготовки. Поэтому при осуществлении имитационного моделирования динамики функционирования реальных производственных систем необходимо учитывать ее вероятностную природу, принимая во внимание случайные возмущения, отказы, конкуренцию ресурсов и управляющие воздействия [1].

В развитие ранее предложенного подхода [2] к нейросетевому моделированию управления технологической операцией лазерной полировки, где базовый контур определяет штатные значения переменных, а адаптивный контур вырабатывает коррекцию на основе данных мониторинга, в данной работе предлагается распространение указанной логики на операцию лазерного термораскалывания силикатного стекла без использования хладагента, при этом корректирующее воздействие интерпретируется как дискретная микротехнологическая операция, инициируемая по результатам полярископического видеомониторинга в режиме реального времени [3].

Актуальность задачи определяется тем, что лазерное термораскалывание позволяет выполнять бесконтактное разделение стекла путем управляемого распространения трещины в поле термоупругих напряжений, но качество процесса существенно зависит от согласования энерговвода, скорости перемещения лазерного пятна, геометрии пятна, начального дефекта и локальных свойств стеклянной заготовки. В отличие от задач, где качество можно оценить только после завершения обработки, при термораскалывании признаки нестарта, опережающего ухода трещины или ветвления, могут быть выявлены по текущему состоянию зоны обработки. Поэтому научно-практический интерес представляет построение программной среды, в которой имитируется не только физическое развитие процесса, но и микротехнологическая операция мониторинга, используемая в контуре обратной связи.

1 Обзор предметной области

Лазерное термораскалывание стекла является одним из перспективных промышленных способов разделения хрупких неметаллических материалов, поскольку в отличие от механического скрайбирования с последующим разломом, алмазной резки и гидроабразивной обработки оно реализует бесконтактное формирование трещины термоупругими напряжениями без существенного удаления материала из зоны реза [4]–[6]. Основные технологические преимущества такого подхода состоят в уменьшении сколов и краевых микротрещин, снижении загрязнения продуктами обработки и охлаждающими жидкостями, отсутствии износа режущего инструмента, возможности формирования узкой зоны разделения и получении более высокой прочности кромки при последующей эксплуатации изделия [4], [5]. При этом сравнительные исследования современных методов обработки стекла показывают, что лазерные технологии становятся промышленно привлекательной альтернативой традиционным методам за счет сочетания высокой скорости, качества и точности обработки, хотя для термораскалывания принципиально важной остается задача управления траекторией распространения трещины и распределением термоупругих напряжений [6].

Вопросы управления инициацией и распространением трещины в стекле рассматривались в работах по управляемой лазерной резке и лазерному разделению хрупких материалов. В частности, способы управления инициацией и распространением трещины при лазерной резке стекла изучались в [7], наблюдение распространения трещины и анализ напряжений в реальном времени выполнялось в [8], а также лазерное разделение стеклянных подложек жидкокристаллических индикаторов исследовалось в [9]. Показано, что качество разделения определяется не только заданной мощностью и скоростью, но и динамикой взаимного положения лазерного пятна, фронта трещины и области максимальных термоупругих напряжений. Следовательно, для построения обратной связи по управлению технологической операцией лазерного термораскалывания требуется учитывать текущий наблюдаемый режим развития трещины.

Общепринятым подходом к управлению процессами лазерной обработки материалов является использование многоуровневого контура, включающего сенсорный мониторинг зоны обработки, извлечение признаков или нейросетевое распознавание состояния, а затем корректировку мощности, скорости, фокуса, траектории или времени воздействия. Для лазерной сварки такие исследования уже стали общепринятыми: используются системы управления мощностью и фокусом по признакам полного проплавления [10], управление мощностью по изображению отверстия проплавления [11], а также стабилизация глубины проплавления по данным оптического контроля плазмы [12]. Обзоры предметной области подчеркивают переход от отдельных сенсорных решений к интеллектуальным системам мониторинга и управления, основанным на обработке сигналов, извлечении признаков, моделировании, принятии решений и машинном обучении [13], [14].

В аддитивных лазерных методах и наплавке близкими к рассматриваемой задаче являются работы по управлению температурой или площадью ванны расплава. В лазерной наплавке применялось управление температурой melt pool [15], в Directed Energy Deposition было реализовано closed-loop управление температурой ванны по пирометрическим данным [16], а для SLM / LPBF показана обратная связь по площади

melt pool с управлением мощностью лазера [17]. Наблюдается общий переход от мониторинга дефектов к adaptive quality enhancement и zero-defect autonomous manufacturing, где ML-модели, мультимодальные датчики и корректирующие воздействия рассматриваются как единый контур [18]. Поэтому использование имитационной среды и нейросетевого регулятора для синтеза управляющей политики до переноса на реальное оборудование обосновано.

Отдельно следует выделить исследования, где нейросети включены непосредственно в feedback-loop лазерной обработки. В работе [19] предложена система лазерной микромеханической обработки, где сигнал лазерно-индуцированной плазмы используется для online-оценки глубины отверстия нейросетью, после чего система выполняет компенсационную обработку. Для лазерного термораскалывания стекла применялась мультимодальная визуально-акустическая сеть мониторинга состояния процесса LITP [20], а затем multi-scale hybrid attention aggregation network для мониторинга laser-induced thermal-crack processing [21]. Полученные результаты важны для текущей задачи, поскольку показывают возможность использования нейросетей не только как offline-классификаторов, но и как агрегатов состояния процесса, пригодных для последующей обратной связи.

С точки зрения построения нейросетевого регулятора технологическая операция лазерного термораскалывания является частично наблюдаемым процессом: истинные температура, напряжения, энергия разрушения и положение вершины трещины наблюдаются косвенно через видео- или мультимодальный сигнал. Поэтому выбор в качестве нейросетевого регулятора рекуррентной нейросети типа GRU или LSTM является целесообразным для рассматриваемого класса POMDP-задач [22]. При этом перспективным является также использование архитектур типа Transformer как альтернативы рекуррентным сетям [23]. В качестве алгоритмической основы синтеза нейросетевой политики корректирующих воздействий целесообразно использовать методы обучения с подкреплением: алгоритм PPO был предложен как устойчивый вариант policy optimization [24], а GAE – как способ уменьшить дисперсию оценки преимущества действия [25]. Для промышленных процессов это согласуется с обзором предметной области [26], где RL рассматривается как перспективный метод offline-синтеза политик управления перед внедрением в реальный управляющий контур технологической системы.

2 Проведение натурных экспериментов

Натурные эксперименты по лазерному терморасколыванию выполнялись на лазерном станке с ЧПУ AEON Mira 7 при обработке заготовок из силикатного стекла. Лазерное воздействие формировалось перемещающейся по заданной траектории головкой CO_2-лазера, а разделяющая трещина инициировалась перед началом прохода путем создания локального дефекта – микротрещины на краю заготовки. Для регистрации состояния зоны обработки реализован полярископический видеомониторинг: под стеклянной заготовкой размещался источник света с пленочным поляризатором, поляризованное излучение проходило через область термоупругих напряжений в стекле, после чего регистрировалось CMOS-камерой с пленкой анализатора, установленной перед объективом. Угол ориентации анализатора подбирался таким образом, чтобы в видеопотоке наблюдались контрастные полосы, обусловленные изменением напряженно-деформированного состояния материала в зоне температурного градиента. Таким образом, экспериментальная установка обеспечивала одновременную реализацию технологической операции лазерного терморасколывания и микротехнологической операции одномодального оптического мониторинга ее текущего состояния. Общая схема размещения лазерной головки, стеклянной заготовки, источника поляризованного света, поляризатора, анализатора и CMOS-камеры представлена на рисунке 2.1.

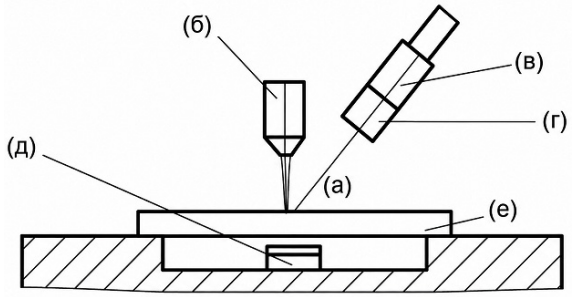


Рисунок 2.1 – Схема размещения оборудования при проведении натурных экспериментов по лазерном терморасколывании силикатных стекол:
(а) – зона лазерной обработки,
(б) – лазерная головка,
(в) – камера оптического диапазона, сфокусированная на зоне обработки,
(г) – пленка анализатора, установленная перед объективом камеры под требуемым углом,
(д) – источник поляризованного света с пленкой поляризатора,
(е) – обрабатываемая заготовка из силикатного стекла

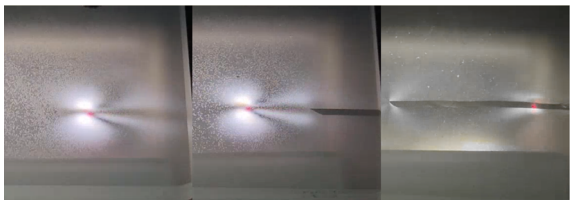
При планировании и интерпретации экспериментов учитывалось, что задаваемая на контроллере ЧПУ команда мощности в процентах является управляющим параметром лазерной установки, но не тождественна оптической мощности, непосредственно подводимой к поверхности стекла. Для исследуемого экземпляра станка

была выполнена калибровка, показавшая нелинейную зависимость между процентом мощности, задаваемым на контроллере, и током газоразрядной цепи CO_2-лазера. Поэтому в качестве непосредственно фиксируемых параметров режима использовались: команда мощности контроллера, скорость перемещения лазерной головки, высота установки головки относительно заготовки, а также наблюдаемый результат термораскалывания по данным видеомониторинга. Мощность в зоне обработки в дальнейшем рассматривалась не как явно измеренная величина, а как расчетно-сценарная характеристика, зависящая от передаточных свойств энергетического и оптического трактов установки.

Дополнительно при проведении исследования учитывались случайные возмущения, возникающие при реализации технологической операции на оборудовании. К таким возмущениям относились флуктуации эффективного энерговвода, возможные отклонения действительной геометрии лазерного пятна от расчетной, вариации локальных свойств стеклянной заготовки, погрешности задания высоты установки головки, а также шумы и нестабильность видеорегистрации полярископической картины. При моделировании эти факторы рассматривались как совокупность неопределенностей, влияющих на переход от заданных параметров режима к фактическому температурно-напряженному состоянию стекла и, следовательно, к классу наблюдаемого развития трещины.

3 Подготовка экспериментальных данных

Исходный набор данных представлял собой серию из 66 видеозаписей экспериментов по лазерному термораскалыванию стеклянных пластин, снятых на CMOS-камеру. На каждой видеозаписи выделялся активный участок: от момента, когда лазерный луч достигал края стеклянной заготовки, до выключения лазера. Для сопоставимости изображений выделялась единая область интереса, содержащая стеклянную пластину. Разметка класса выполнялась по визуальному анализу исходных кадров. Для каждого опыта назначался один из четырех базовых классов: отсутствие старта трещины, опережение вершины трещины относительно лазерного пятна, ветвление или формирование нескольких трещин, а также стабильное термораскалывание. Такой подход позволил сохранить физическую интерпретируемость разметки, поскольку выбранные классы соответствуют описанным в литературе стадиям и режимам лазерного разделения хрупких материалов: зарождению трещины у края образца, устойчивому распространению трещины под действием локальных термонапряжений, изменению взаимного положения вершины трещины и лазерного пятна, а также неустойчивому распространению и образованию дополнительных трещин [7]–[9]. На рисунке 3.2 приведены примеры кадров зоны обработки, зафиксированные камерой.



а) *б*) *в*)

Рисунок 3.2 – Примеры развития трещины при лазерном термораскалывании силикатного стекла:
а) отсутствие инициации трещины;
б) нормальное развитие трещины;
в) пример аномального развития трещины

4 Имитационная модель и алгоритм обратной связи

Алгоритм обратной связи реализован на языке Python как вычислительная среда, в которой технологическая операция лазерного термораскалывания представлена последовательностью дискретных шагов мониторинга, оценки состояния и возможной коррекции режима. На каждом шаге имитируется классификация полярископического видеопотока, наблюдающего состояние зоны обработки, после чего нейросетевой регулятор формирует корректирующее воздействие: сохранение текущего режима, изменение команды мощности либо изменение скорости перемещения лазерной головки. Такая постановка является развитием подхода, предложенного ранее для лазерной полировки, где базовый контур задавал штатные значения переменных управления U операции, а адаптивный контур управления формировал корректирующее управление ΔU на основе результатов мониторинга [2]. В отличие от непрерывного регулирования одного параметра, управление рассматривается как выбор допустимой микротехнологической операции, активируемой в требуемый момент времени.

Для задачи управления технологической операцией лазерного термораскалывания штатный режим интерпретируется как устойчивое распространение трещины за перемещающейся зоной лазерного нагрева без опережающего ухода фронта и без ветвления. Нежелательными состояниями считаются отсутствие старта трещины после допустимого начального интервала, опережение вершины трещины относительно лазерного пятна и ветвление. Поэтому корректирующий контур должен формировать надзорные корректирующие воздействия по текущему классу состояния и оценке риска перехода к нештатному режиму.

В программной реализации обратная связь используется как контур коррекции технологического режима по данным текущего наблюдения.

Имитационная модель учитывает случайные возмущения энерговвода и вариативность условий обработки, а нейрорегулятор обучается в среде методами обучения с подкреплением.

5 Результаты вычислительного эксперимента

В качестве метода обучения с подкреплением использовался алгоритм Proximal Policy Optimization в actor-critic постановке с оцениванием преимущества действия по Generalized Advantage Estimation и использованием нейросетевой архитектуры Transformer [22]–[24]. Эффективность реализуемого агентом правила выбора действий оценивается по способности удерживать процесс в штатном режиме и предотвращать переход в критические технологические состояния. В среде осуществляется дискретный набор корректирующих воздействий, включающий отсутствие коррекции, изменение команды мощности и изменение скорости перемещения лазерной головки. Нейросетевой регулятор получает на вход окно истории наблюдений, содержащее параметры режима, вероятностную оценку класса состояния процесса и признаки неопределенности наблюдения.

В вычислительном эксперименте в качестве нейросетевого регулятора использовалась архитектура Transformer с окном истории из 16 последовательных наблюдений. Для нее сравнивались два варианта синтеза политики при неизменной стохастической имитационной модели: обучение методом PPO с расписанием изменения параметров обучения и предварительное обучение по действиям эвристического регулятора с последующим постепенным уменьшением его влияния и дообучением методом PPO. Использованная эвристика задавала направленную коррекцию режима: при отсутствии старта трещины увеличивала эффективный энерговвод, при опережении фронта трещины или ветвлении уменьшала его, а при устойчивом термораскалывании преимущественно сохраняла текущий режим. Проверка выполнялась для пяти независимых инициализаций обучения на общем наборе из 1000 стохастических реализаций, не использовавшемся для выбора весов нейросетевого регулятора. Базовая политика отсутствия коррекции обеспечила долю успешных реализаций 0,362, эвристическая политика – 0,482, а PPO только с расписанием обучения – (0,403 ± 0,034).

Предварительное обучение по действиям эвристического регулятора с последующим PPO-дообучением повысило среднюю долю успешных реализаций до (0,569 ± 0,051). Результат превысил эвристическую политику во всех пяти независимых запусках обучения. Среднее абсолютное рассогласование положения фронта трещины относительно зоны лазерного воздействия уменьшилось с 1,353 мм для эвристической политики до (1,076 ± 0,089) мм, а интегральная оценка качества увеличилась с 31,77 до (33,04 ± 2,91). Таким образом, в разработанной имитационной среде предварительное формирование начальной политики с последующим обучением с подкреплением позволяет получить нейросетевой регулятор, превосходящий исходную эвристику по основному критерию успешного протекания процесса. Результаты сравнения политик корректирующего управления по метрикам Success, Score, phys_st, lead, branch, |lag|, late_act приведены в таблице 5.1.

Метрика Success характеризует долю успешных реализаций процесса, т. е. случаев, когда трещина сформировалась и устойчиво последовала за зоной лазерного воздействия. Score есть интегральная оценка качества управления, объединяющая показатели успешности и устойчивости процесса со штрафами за нежелательные режимы, при этом чем больше значение, тем лучше. Метрика phys_st (physical stability) показывает долю времени моделирования, в течение которого физическое состояние процесса соответствовало устойчивому термораскалыванию, lead – долю времени, в течение которого вершина трещины опережала зону лазерного воздействия; branch (branching) – долю времени, в течение которого наблюдалось ветвление трещины; late_act (late action) – доля запоздалых корректирующих воздействий, выполненных после наиболее подходящего момента для коррекции. Показатель |lag| (absolute lag) – это среднее абсолютное рассогласование положения фронта трещины относительно зоны лазерного воздействия, мм.

Динамика сходимости примененного алгоритма обучения с подкреплением показана на рисунке 5.1.

Таблица 5.1 – Результаты сравнительной оценки политик корректирующего управления

Политика	Success	Score	phys_st	lead	branch	late_act	|lag|, мм
Без коррекции (NOOP)	0,362	23,33	0,722	0,110	0,0765	0	1,605
Эвристическая	0,482	31,77	0,774	0,0868	0,0683	0,047	1,353
Transformer H = 16, PPO + schedule	0,403 ± 0,034	23,74 ± 2,66	0,725 ± 0,013	0,103 ± 0,011	0,0742 ± 0,0044	0,148 ± 0,051	1,763 ± 0,024
Transformer H = 16, BC/kickstart + PPO	0,569 ± 0,051	33,04 ± 2,91	0,780 ± 0,011	0,0900 ± 0,0084	0,0684 ± 0,0030	0,086 ± 0,027	1,076 ± 0,089

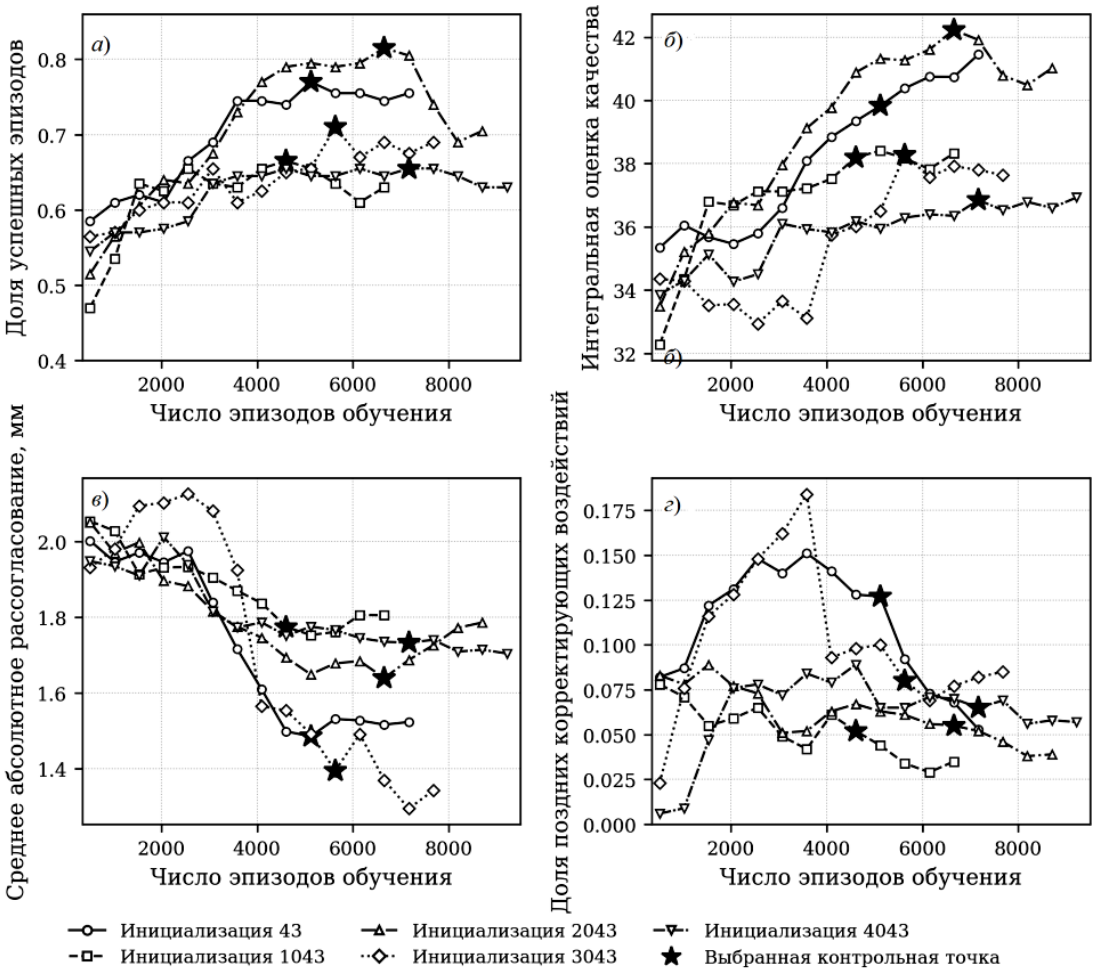


Рисунок 5.1 – Динамика основных метрик при обучении Transformer-регулятора с окном из 16 наблюдений по схеме предварительное обучение + PPO

Заключение

Предложен метод нейросетевого моделирования задачи адаптивного управления технологической операцией лазерного термораскалывания силикатных стекол при наличии внешних управляющих воздействий и случайных возмущений. Процесс построения обратной связи основан на данных физического эксперимента, выделении наблюдаемых классов состояния процесса, построении стохастической имитационной среды с имитацией микротехнологической операции полярископического видеомониторинга и обучении нейросетевого регулятора для выбора корректирующих воздействий.

Реализована имитационная модель и обучение нейрорегулятора, обеспечивающие физическую интерпретируемость технологического процесса. Управляющими параметрами в численных экспериментах выступали команда мощности контроллера и скорость перемещения лазерной головки, а распознаваемыми классами – отсутствие старта трещины, опережение вершины трещины, ветвление и устойчивое термораскалывание. Разработанный алгоритм обратной связи используется как контур коррекции технологического режима, что позволяет согласовать программную реализацию с реальными ограничениями экспериментальной установки. Предварительное формирование начальной политики с последующим обучением с подкреплением позволило получить эффективный Transformer-регулятор.

Дальнейшие исследования планируется связать с калибровкой стохастической имитационной модели по расширенной серии натурных экспериментов.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Максимей, И. В.* Разработка имитационных моделей сложных технических систем / И. В. Максимей, В. С. Смородин, О. М. Демиденко. – Гомель : ГГУ им. Ф. Скорины, 2014. – 298 с.

2. *Метод и средства нейросетевого моделирования задачи управления технологической операцией лазерной полировки* / В. А. Прохоренко, Ю. В. Никитюк, В. С. Смородин [и др.] // Проблемы физики, математики и техники. – 2026. – № 2 (67). – С. 93–98. – EDN: NDCHVJ.

3. *Разработка средств мониторинга в режиме реального времени технологической операции лазерной полировки кварцевых стекол* / В. А. Прохоренко, Ю. В. Никитюк, В. С. Сморо-дин [и др.] // Известия Гомельского государственного университета имени Ф. Скорины. – 2026. – № 3 (156). – С. 64–70.

4. *Nisar*, *S.* Laser glass cutting techniques: a review / S. Nisar, L. Li, M. A. Sheikh // Journal of Laser Applications. – 2013. – Vol. 25, № 4. – Art. 042010. – DOI: 10.2351/1.4807895.

5. *Effect of thermal stresses on chip-free diode laser cutting of glass* / S. Nisar, M. A. Sheikh, L. Li, S. Safdar // Optics & Laser Technology. – 2009. – Vol. 41, № 3. – P. 318–327.

6. *In-depth comparison of conventional glass cutting technologies with laser-based methods by volumetric scribing using Bessel beam and rear-side machining* / J. Dudutis, J. Pipiras, R. Stonys [et al.] // Optics Express. – 2020. – Vol. 28, № 21. – P. 32133–32151. – DOI: 10.1364/OE.402567.

7. *Study on a controlling method for crack nucleation and propagation behavior in laser cutting of glass* / Y. Miyashita, M. Mogi, H. Hasegawa [et al.] // Journal of Solid Mechanics and Materials Engineering. – 2008. – Vol. 2, № 12. – P. 1555–1566. – DOI: 10.1299/jmmp.2.1555.

8. *Real-time observation of crack propagation and stress analysis during laser cutting of glass* / K. Ogata, K. Nagato, Y. Ito [et al.] // Journal of Laser Applications. – 2019. – Vol. 31, № 4. – Art. 042008. – DOI: 10.2351/1.5097733.

9. *Kurobe*, *T.* Precision breaking of a liquid crystal display panel (STN type) by YAG laser / T. Kurobe, T. Matsumoto // Journal of the Japan Society for Precision Engineering. – 1997. – Vol. 63, № 7. – P. 1018–1022.

10. *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.

11. *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.

12. *Closed loop control of penetration depth during* CO_2 *laser lap welding processes* / T. Sibillano, D. Rizzi, F. P. Mezzapesa [et al.] // Sensors. – 2012. – Vol. 12, № 8. – P. 11077–11090.

13. *Application of sensing techniques and artificial intelligence-based methods to laser welding real-time monitoring*: *a critical review* / W. Cai, J. Wang, P. Jiang [et al.] // Journal of Manufacturing Systems. – 2020. – Vol. 57. – P. 1–18.

14. *Intelligent welding system technologies: state-of-the-art review and perspectives* / B. Wang, S. J. Hu, L. Sun, T. Freiheit // Journal of Manufacturing Systems. – 2020. – Vol. 56. – P. 373–391.

15. *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.

16. *Closed-loop control of meltpool temperature in directed energy deposition* / Z. Smoqi, B. D. Bevans, A. Gaikwad [et al.] // Materials & Design. – 2022. – Vol. 215. – Art. 110508.

17. *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.

18. *In-situ process monitoring and adaptive quality enhancement in laser additive manufacturing: a critical review* / L. Chen, G. Bi, X. Yao [et al.] // Journal of Manufacturing Systems. – 2024. – Vol. 74. – P. 527–574.

19. *Feedback-control based laser micromachining with real-time plasma detection and neural networks* / Y.-J. Chang, C.-S. Wang, Y.-H. Hsiao, S. D. M. Gurajala // Optics & Laser Technology. – 2025. – Vol. 180. – Art. 111500.

20. *A multimodal information fusion method for real-time monitoring of glass cutting with laser-induced thermal-crack propagation* / C. Zhao, J. Sun, Z. Ma, [et al.] // Optics & Laser Technology. – 2025. – Vol. 180. – Art. 111457.

21. *Multi-scale hybrid attention aggregation networks for multi-modal monitoring in laser-induced thermal-crack processing* / C. Zhao, J. Sun, J. Fang [et al.] // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2025. – Vol. 223. – Art. 111883.

22. *Ni*, *T.* Recurrent model-free RL can be a strong baseline for many POMDPs / T. Ni, B. Eysenbach, R. Salakhutdinov // Proceedings of the 39th International Conference on Machine Learning. – 2022. – Vol. 162. – P. 16691–16723.

23. *Decision Transformer: reinforcement learning via sequence modeling* / L. Chen, K. Lu, A. Rajeswaran [et al.] // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2021. – Vol. 34. – P. 15084–15097.

24. *Proximal policy optimization algorithms* / J. Schulman, F. Wolski, P. Dhariwal [et al.] // arXiv:1707.06347. – 2017.

25. *High-dimensional continuous control using generalized advantage estimation* / J. Schulman, P. Moritz, S. Levine [et al.] // Proceedings of the International Conference on Learning Representations. – 2016. – DOI: 10.48550/arXiv.1506.02438.

26. *Nian*, *R.* A review on reinforcement learning: introduction and applications in industrial process control / R. Nian, J. Liu, B. Huang // Computers & Chemical Engineering. – 2020. – Vol. 139. – Art. 106886.

Поступила в редакцию 18.06.2026.

Информация об авторах

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