

Разработка средств мониторинга в режиме реального времени технологической операции лазерной полировки кварцевых стекол

В.А. ПРОХОРЕНКО, Ю.В. НИКИТЮК, В.С. СМОРОДИН, А.А. СЕРЕДА, С.И. СОКОЛОВ

В работе рассматривается задача разработки интеллектуальных средств мониторинга технологической операции лазерной полировки кварцевого стекла на основе анализа изображений зоны обработки. Предложен подход к обработке изображений зоны лазерной обработки с использованием сверточных нейронных сетей, который обеспечивает возможность реализации эффективного оптимизации режимов лазерной обработки в режиме реального времени. Полученные результаты позволяют использовать предложенные решения в составе интеллектуальных систем управления для реализации алгоритмов обратных связей в автоматизированных технологических процессах лазерной обработки хрупких неметаллических материалов.

Ключевые слова: лазерная обработка хрупких неметаллических материалов, лазерная полировка кварцевых стекол, нейронные сети, сверточные нейронные сети, автоматизированные технологические процессы, мониторинг процессов лазерной обработки в режиме реального времени.

This paper examines the development of intelligent monitoring tools for the laser polishing of quartz glass based on image analysis of the processing zone. An approach to processing images of the laser processing zone using convolutional neural networks is proposed, enabling the efficient determination of laser processing modes in real time. The results obtained enable the proposed solutions to be used in intelligent control systems for implementing feedback algorithms in automated laser processing of brittle non-metallic materials.

Keywords: laser processing of brittle non-metallic materials, laser polishing of quartz glass, neural networks, convolutional neural networks, automated processes, real-time monitoring of laser processing.

Введение. Развитие лазерных технологий обработки материалов сопровождается ростом интереса к системам мониторинга технологических процессов в режиме реального времени, позволяющим контролировать состояние зоны взаимодействия лазерного излучения с материалом и предотвращать образование дефектов. В современных исследованиях можно выделить ряд работ [1]–[4], где осуществлялся мониторинг динамики расплава в аддитивных технологических процессах лазерной обработки материалов с использованием различных наборов сенсоров.

Одним из наиболее распространённых подходов является оптический мониторинг зоны обработки с использованием видеокамер или высокоскоростных систем регистрации изображений. В работах [2], [5] предложены системы наблюдения расплава на основе высокоскоростных камер, позволяющие измерять геометрические характеристики расплавленной области и анализировать динамику её изменения в процессе обработки. В работе [5] реализована система визуального контроля расплава на основе CMOS-камеры и алгоритмов обработки изображений, позволяющая оценивать ширину и длину зоны плавления.

Другим активно развивающимся направлением является тепловизионный мониторинг, позволяющий измерять температурные поля в зоне обработки и анализировать их связь с параметрами процесса. В ряде работ предложены методы регистрации температурного распределения в зоне лазерного воздействия с использованием инфракрасных камер или двухволновой пирометрии [2], [6]. Такие методы позволяют определять максимальную температуру расплава, скорость охлаждения и температурные градиенты, что имеет важное значение для контроля качества технологического процесса [2]. Кроме того, предложены методы совмещения тепловизионных и оптических изображений зоны обработки для повышения точности диагностики состояния процесса [7].

В последние годы наблюдается активное внедрение методов машинного обучения и нейронных сетей для анализа данных мониторинга лазерных технологических процессов. В частности, нейронные сети используются для классификации режимов обработки по изображениям расплава или тепловизионным данным [8]–[10]. Так, в работе [9] предложена архи-

тектура глубокого обучения для анализа последовательностей тепловых изображений и прогнозирования геометрии расплава, а в исследовании [8] показано, что мультимодальное объединение данных различных сенсоров (например, оптических и акустических) позволяет существенно повысить точность обнаружения дефектов. Несмотря на достигнутые результаты, большинство существующих методов ориентировано на задачи лазерной сварки металлов или аддитивного производства, тогда как мониторинг процессов лазерной обработки неметаллических материалов исследован меньше.

В работах [11]–[14] была решена задача прогнозирования поведения трещины при лазерном термораскалывании силикатного стекла – важного материала, используемого в производстве компонентов микроэлектроники и оптики. Учитывая высокие требования к качеству кромки и необходимости раннего выявления отклонений, предложено использование методов компьютерного зрения и глубокого обучения для автоматизации контроля. При этом в работах [12]–[14] предложен метод контроля развития разделяющей трещины в процессе управляемого лазерного термораскалывания силикатных стекол, в основе которого лежит поляризационно-оптический метод (метод фотоупругости).

Кварцевое стекло, благодаря уникальному сочетанию физико-химических свойств (высокой термостойкости, химической инертности, механической прочности и широкой оптической прозрачности), является незаменимым материалом в различных областях науки и техники, включая лазерную оптику, микроэлектронику и аэрокосмическую промышленность. Важной задачей в данном направлении является достижение высокого качества обработки поверхностей изделий из кварцевого стекла, что традиционно осуществляется методами механической полировки [15]. Однако механическое воздействие неизбежно приводит к формированию дефектного подповерхностного слоя, включающего микротрещины, царапины и остаточные напряжения, которые критически снижают эксплуатационные характеристики изделий, выступая инициаторами поглощения лазерного излучения и приводя к снижению порога лазерного повреждения. В качестве эффективной бесконтактной альтернативы выступает технология лазерной полировки, основанная на локальном оплавлении тонкого поверхностного слоя излучением CO_2 -лазера. Под действием сил поверхностного натяжения в образовавшейся микрованне расплава происходит сглаживание исходной микротопографии, что позволяет достигать необходимого уровня шероховатости и эффективно устранять дефекты, оставшиеся после предварительной обработки [16]–[21].

В ряде последних исследований также рассматриваются методы высокоскоростного оптического измерения микрорельефа поверхности и динамики расплава при лазерной полировке. Например, в работе [22] предложена система интерферометрического измерения морфологии поверхности с наносекундным временным разрешением, позволяющая наблюдать динамику изменения шероховатости поверхности в процессе лазерной обработки. Однако такие методы требуют сложного измерительного оборудования.

Таким образом, анализ современных исследований показывает, что существующие системы мониторинга, как правило, используют один тип измерительной информации (температуру, геометрию расплава или акустические сигналы) и успешно учитывают внутренние напряжения в материале при реализации обработки силикатных стекол методом лазерного раскалывания.

Кроме того, в большинстве работ отсутствует классификация режимов лазерной полировки на основе комплексного анализа изображений зоны обработки в режиме реального времени. Это определяет актуальность разработки методов и средств мониторинга, сочетающих визуализацию полей напряжений, измерение температуры и нейросетевой анализ изображений.

Методика проведения экспериментов. В ходе проведения экспериментов осуществлялись реализации технологической операции полировки кварцевых стекол с использованием CO_2 -лазера.

Для классификации режимов лазерной полировки был использован поляризационно-оптический метод (метод фотоупругости). В его основе лежит физико-механическое явление, при котором плоско поляризованные волны при прохождении через деформированный элемент прозрачной модели получают сдвиг фаз или оптическую разность хода, величина кото-

рой зависит от напряженно деформированного состояния элемента. По интерференционной картине, получаемой при наложении этих волн, можно получить информацию о величине и пространственном расположении напряжений или деформаций, возникающих в обрабатываемом материале. На интерференционной картине область сильных сжимающих и растягивающих напряжений выражена зоной с повышенной интенсивностью проходящего света.

Для экспериментальных исследований был разработан макет установки, схема которого представлена на рисунке 1, при этом ориентация поляризатора и анализатора выбрана таким образом, что при отсутствии в обрабатываемой области деформаций и напряженного состояния в наблюдаемой интерференционной картине формировалась контрастная зона с пониженной интенсивностью света.

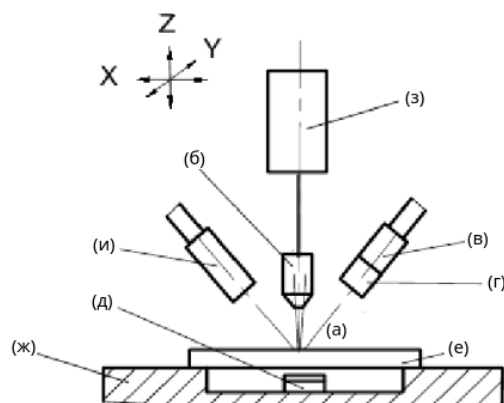


Рисунок 1 – Схема размещения оборудования при проведении натурных экспериментов по лазерной полировке кварцевых стекол ((а) – зона лазерной обработки, (б) – фокусирующий объектив лазерного луча, (в) – камера оптического диапазона, сфокусированная на зоне обработки, (г) – пленка анализатора, установленная перед объективом камеры под требуемым углом, (д) – источник поляризованного света, (е) – обрабатываемая заготовка из кварцевого стекла, (ж) – технологический стол, поддерживающий заготовку и обеспечивающий возможность ее движения под лазерным лучом, (з) – CO₂-лазер ИЛГН-708, (и) – тепловизор, направленный на зону лазерной обработки)

Поляризатор установлен так, чтобы поляризованный свет проходил сквозь обрабатываемое стекло и попадал на камеру оптического диапазона, которая обеспечивает возможность фиксации 60 кадров в секунду, с установленным перед ней анализатором. Дополнительно, для анализа распределения температурных полей и определения максимальных величин температур на поверхности материала в зоне лазерной обработки использовался тепловизор ИТ-3СМ.

Было осуществлено 50 экспериментов, из них в 21 эксперименте фиксировались показания температуры тепловизором. Видеозапись осуществлялась с частотой 60 кадров в секунду при длительности одного эксперимента 30–120 секунд. Съемка выполнялась при различных режимах работы лазерной установки, характеризующихся изменением размера лазерного пучка, плотности мощности лазерного излучения и скорости перемещения заготовки относительно лазерного луча. При этом скорость лазерной обработки варьировалась от 0,1 до 7 мм/с, радиус лазерного пучка – от 2 до 2,5 мм. Для обеспечения статистически достаточной обучающей выборки в ходе экспериментов было получено 49 видеозаписей.

По результатам экспертного анализа полученных в ходе натурных экспериментов видеозаписей и полированных кварцевых стекол выделено 3 визуально характерных класса изображений, которые необходимо надежно определять для принятия решений по коррекции управления технологической операции лазерной полировки кварцевых стекол в режиме реального времени:

1. Недостаточная полировка (наличие остаточной шероховатости и отсутствие выраженного эффекта сглаживания поверхности). На изображении зона после воздействия лазерным излучением характеризуется повышенной интенсивностью в поляризованном свете (светлая или белая область) или содержит контрастные светлые пятна, вследствие наличия

напряженного состояния в результате деформаций поверхности либо рассеивания света на неполированной поверхности, что приводит к недостаточной прозрачности отполированной полосы на кварцевом стекле.

2. Нормальная реализация полировки (формирование однородной сглаженной поверхности без признаков перегрева или дефектов). На изображении зона после воздействия лазерным излучением характеризуется пониженной интенсивностью в поляризованном свете (темная или черная область), обусловленная отсутствием сдвига фаз или оптической разности хода поляризованного света при прохождении полированной области, а также отсутствия рассеивания света на гладкой полированной поверхности.

3. Переполировка (появление признаков локального перегрева, избыточного плавления и деформации поверхностного слоя) зоны обработки. На изображении зона после воздействия лазерным излучением характеризуется наличием контрастных светлых полос от продуктов кипения и испарения материала в результате локального перегрева поверхности кварцевого стекла. В этом случае на обрабатываемом изделии образуются полосы оплавления и изделие отбраковывается.

Определены требования технического регламента осуществления мониторинга в режиме реального времени. Использование тепловизора для определения максимума температуры в зоне лазерной обработки при реализации технологической операции лазерной полировки кварцевых стекол позволяет однозначно установить позицию области на получаемых изображениях, где осуществляется нагрев материала и должен осуществляться процесс полировки. Данную информацию система мониторинга использует для определения позиции зоны контроля технологической операции лазерной полировки кварцевых стекол в режиме реального времени.

Подготовка исходных данных из видеопотока, захваченного с камеры при наличии источника поляризованного света. Выполнялась предварительная обработка данных, включающая выделение области интереса, нормализацию яркости, уменьшение пространственного разрешения кадров до разрешения 384×384 и формирование размеченной выборки изображений. Разметка выполнялась экспертным способом с отнесением каждого кадра к одному из трех классов режимов работы технологической операции: недостаточная полировка, штатный режим полировки и режим переполировки (расплавления). Для формирования набора данных отобраны наборы кадров, являющиеся характерными для каждого класса и репрезентативными. С целью повышения робастности процесса распознавания классификатором в набор данных внесены изменения исходных изображений: небольшие сдвиги (на 5–10 % от размера изображения), небольшие повороты (до 15°), небольшие изменения масштаба (2–10 %). Все типы изменений вносились с вероятностью $P = 0,4$. При этом сформирован набор данных из 10332 изображений (3709 изображений нормальной полировки, 4231 изображений недополировки, 2392 изображений переполировки).

Примеры исходных изображений зоны лазерной обработки при реализации технологической операции лазерной полировки кварцевых стекол показаны на рисунке 2.

Обучение нейронных сетей распознаванию режимов реализации технологической операции лазерной полировки кварцевых стекол. Для автоматического определения режимов реализации технологической операции лазерной полировки кварцевых стекол по изображениям зоны обработки было выполнено обучение нескольких архитектур сверточных нейронных сетей с использованием подхода transfer learning, либо полного обучения всех весов сети. Используются свободно доступные модели ResNet50 [23], MobileNetV3 [24] (варианты small и large), реализованные в библиотеке Keras [25] языка python. При применении transfer learning использовались нейросети, обученные на наборе данных ImageNet [26]. При этом использован стандартный размер входа сети $224 \times 224 \times 3$ для цветных изображений, но при этом разрешение исходных изображений варьировалось от 32×32 до 128×128 с 3 каналами (с цветом) либо с одним каналом (черно-белое изображение) и затем приводилось к форме $224 \times 224 \times 3$ в случае transfer learning.

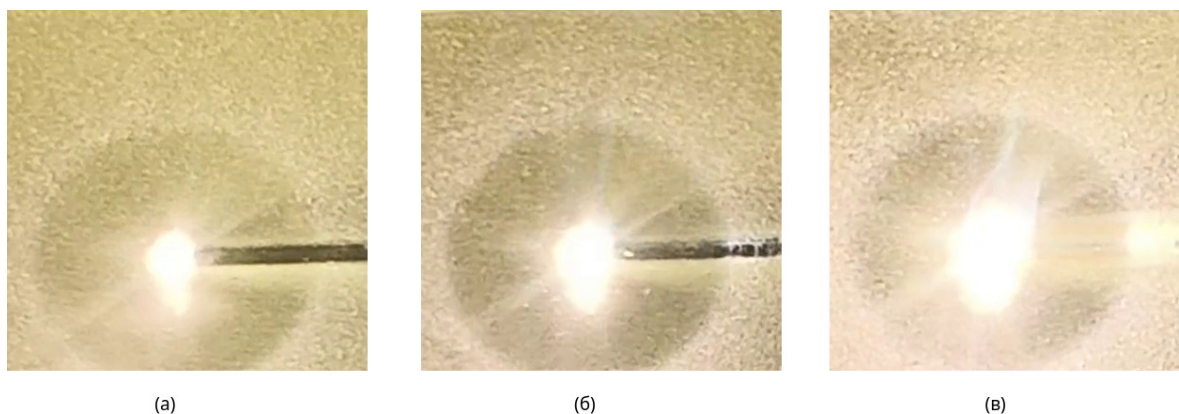


Рисунок 2 – Примеры размеченных изображений зоны лазерной обработки кварцевых стекол при реализации технологической операции лазерной полировки ((а) – нормальная полировка, (б) – недостаточная полировка, (в) – переполровка)

Таблица 1 – Результаты обучения нейросетей задаче классификации изображений зоны обработки технологической операции лазерной полировки (метрики оценки качества модели классификатора, А – accuracy, Р – precision, R – recall, F1 – F-мера)

Использованная нейросетевая модель	Полное обучение	Число эпох обучения	Число параметров сети, настраиваемых / ненастраиваемых	Размер изображения	Цветное изображение (3 канала)	Метрики оценки качества модели
resnet50	нет	10	6,147/23,587,712	128 × 128	да	A: 0.986; P: 0.9867; R: 0.9872 ; F1: 0.987
resnet50	нет	10	6,147/23,587,712	128 × 128	нет	A: 0.9844; P: 0.9855; R: 0.9859; F1: 0.9857
mobilenet_v3_small	нет	10	1,731/939,120	128 × 128	да	A: 0.9730; P: 0.9744; R: 0.9751; F1: 0.9747
mobilenet_v3_small	нет	10	1,731/939,120	128 × 128	нет	A: 0.9677; P: 0.9685; R: 0.9705; F1: 0.9695
resnet50	нет	10	6,147/23,587,712	64 × 64	да	A: 0.983; P: 0.9839; R: 0.9841; F1: 0.984
resnet50	нет	10	6,147/23,587,712	64 × 64	нет	A: 0.9808; P: 0.9818; R: 0.9824; F1: 0.9821
mobilenet_v3_small	нет	10	1,731/939,120	64 × 64	да	A: 0.9638; P: 0.9653; R: 0.967; F1: 0.9663
mobilenet_v3_small	нет	10	1,731/939,120	64 × 64	нет	A: 0.9575; P: 0.9605; R: 0.9608; F1: 0.9575
resnet50	нет	10	6,147/23,587,712	32 × 32	да	A: 0.9819; P: 0.9831; R: 0.9834; F1: 0.9819
resnet50	нет	10	6,147/23,587,712	32 × 32	нет	A: 0.9781; P: 0.9793; R: 0.9803; F1: 0.9798
mobilenet_v3_small	нет	10	1,731/939,120	32 × 32	да	A: 0.9036; P: 0.9041; R: 0.9112; F1: 0.9073
mobilenet_v3_small	нет	10	1,731/939,120	32 × 32	нет	A: 0.8899; P: 0.8992; R: 0.8979; F1: 0.8931
resnet50	да	15	23,540,739/53,120	32 × 32	да	A: 0.9986; P: 0.9987; R: 0.9987; F1: 0.9987
resnet50	да	15	23,540,739/53,120	32 × 32	нет	A: 0.9984; P: 0.9985; R: 0.9985; F1: 0.9984
mobilenet_v3_large	да	15	2,974,835/24,400	32 × 32	да	A: 0.9969; P: 0.9969; R: 0.997; F1: 0.9969
mobilenet_v3_large	да	15	2,974,835/24,400	32 × 32	нет	A: 0.9887; P: 0.9885; R: 0.9895; F1: 0.989
mobilenet_v3_small	да	15	928,739/12,112	32 × 32	да	A: 0.9951; P: 0.9957; R: 0.9955; F1: 0.9956
mobilenet_v3_small	да	15	928,739/12,112	32 × 32	нет	A: 0.9804; P: 0.9820; R: 0.9825; F1: 0.9821

Было проведено 18 численных экспериментов, их результаты приведены в таблице 1. В каждом эксперименте использована пятикратная кросс-валидация на исходном наборе данных. Обучение производилось на графическом ускорителе NVIDIA GTX1070. При этом нейронные сети были обучены с использованием оптимизатора Adam со стандартным коэффициентом скорости обучения $\alpha = 1e - 3$. Среднее время прямого прохода нейросетей при этом было определено как 55–72 мс. Примеры матриц неточностей, рассчитанных по результатам кросс-валидации моделей семейства MobileNetV3, приведены в таблице 2.

Таблица 2 – Матрицы неточностей при кросс-валидации моделей MobileNetV3 при полном обучении сети на протяжении 15 эпох нецветными и цветными изображениями зоны лазерной обработки при реализации технологической операции лазерной полировки кварцевых стекол разрешения 32×32

MobileNetV3 (small)						MobileNetV3 (large)					
цветные изображения			нецветные изображения			цветные изображения			нецветные изображения		
3680	29	0	3670	37	2	3697	12	0	3656	41	12
17	4212	2	137	3084	10	6	4217	8	33	4179	19
1	2	2389	5	12	2375	1	5	2386	1	11	2380

Установлено, что снижение разрешения исходных изображений до 32×32 и удаление информации о цвете не приводит к снижению точности распознавания ниже 98 % при полном обучении весов нейросетей. Показано, что при использовании компактных моделей, таких как MobileNetV3 (small, 928739 настраиваемых параметров) при обучении всех весов сети возможно получить качество основных метрик классификации (accuracy, precision, recall, F1) не ниже 98 %.

Обучены нейронные сети, которые на устройстве с графическим ускорителем обеспечивают обработку изображения, захваченного камерой за время менее 100 мс, что позволяет обеспечить определение класса изображения зоны лазерной обработки при реализации технологической операции лазерной полировки с точностью не менее 98 % раз в 0,1 с.

Заключение. Разработаны средства мониторинга, включающие нейросетевые модели для классификации кадров мономодального видеосигнала и техническое средство снятия максимума температуры зоны лазерной обработки, позволяющие определять режим реализации технологической операции лазерной полировки кварцевого стекла с точностью не менее 98 % и средним временем обработки одного изображения не более 55 мс на компьютере с графическим ускорителем, что обеспечивает возможность их применения в качестве компонентов интеллектуальных компьютерных систем для реализации алгоритмов построения обратных связей по управлению технологическими операциями автоматизированных технологических систем лазерной обработки хрупких неметаллических материалов в режиме реального времени.

Литература

1. Chen, L. In-situ melt pool monitoring of laser aided additive manufacturing using infrared thermal imaging / L. Chen, X. Yao, N. P. H. Ng [et al.] // 2022 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM). – Kuala Lumpur, Malaysia, 2022. – P. 1478–1482.
2. Wang, H. Online in-situ monitoring of melt pool characteristic based on a single high-speed camera in laser powder bed fusion process / H. Wang [et al.] // Applied Thermal Engineering. – 2022. – Vol. 211. – Art. 118515.
3. Lin, X. Motion feature based melt pool monitoring for selective laser melting process / X. Lin, Q. Wang, J. Y. H. Fuh [et al.] // Journal of Materials Processing Technology. – 2022. – Vol. 303. – Art. 117523.
4. Патент ВУ 13875. Устройство мониторинга наплавляемых слоев изделий и управления процессом лазерной наплавки изделий № u 20250183 : заявлено 08.08.2025 : опублик. 20.12.2025 / Никитюк Ю. В., Баевич Г. А., Максименко А. В., Прохоренко В. А., Усов П. П. ; заявитель: Учреждение образования «Гомельский государственный университет имени Франциска Скорины». – 8 с.
5. Le, T.-N. Vision-based in-situ monitoring system for melt-pool detection in laser powder bed fusion process / T.-N. Le, M. H. Lee, Z.-H. Lin [et al.] // Journal of Manufacturing Processes. – 2021. – Vol. 68. – P. 1735–1745.

6. Morales, R. E. Real-time laser ultrasonic monitoring of laser-induced thermal processes / R. E. Morales, K. J. Harke, J. W. Tringe [et al.] // *Scientific Reports*. – 2022. – Vol. 12. – Art. 9865.
7. Xu, H. In situ monitoring in laser melt injection based on fusion of infrared thermal and high-speed camera images / H. Xu, H. Huang // *Journal of Manufacturing Processes*. – 2023. – Vol. 92. – P. 466–478.
8. Chen, L. Multimodal sensor fusion for real-time location-dependent defect detection in laser-directed energy deposition / L. Chen, X. Yao, W. Feng [et al.]. – URL: <https://arxiv.org/abs/2305.13596> (date of access: 05.03.2026).
9. Ogoke, F. Deep learning for melt pool depth contour prediction from surface thermal images via vision transformers / F. Ogoke, P. Myung-Won Pak, A. Myers [et al.] // *Additive Manufacturing Letters*. – 2024. – Vol. 8. – Art. 100243.
10. Xu, K. Integrating machine learning with multimodal monitoring system utilizing acoustic and vision sensing to evaluate geometric variations in laser directed energy deposition / K. Xu, C. K. P. Vallabh, S. Manoochchri. – URL: <https://arxiv.org/abs/2508.02847> (date of access : 05.03.2026).
11. Zhao, C. A multimodal information fusion method for real-time monitoring of glass cutting with laser-induced thermal-crack propagation / C. Zhao [et al.] // *Optics & Laser Technology*. – 2025. – Vol. 180. – Art. 111457.
12. Prokhorenko, V. Optimization of the parameters technological operation of laser cutting of silicate glass using a genetic algorithm and neural networks / V. Prokhorenko, Y. Nikityuk, V. Smorodin [et al.] // *2025 9th International Conference on Information, Control, and Communication Technologies (ICCT)*. – Gomel, Belarus, 2025. – P. 1–3.
13. Sereda, A. A. Increasing the efficiency of laser-controlled thermal splitting of silicate glasses using the photoelasticity method / A. A. Sereda, Yu. V. Nikityuk, A. N. Serdiukov [et al.] // *Vestnik Gomel'skogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta imeni P.O. Sukhogo*. – 2024. – № 2 (97). – P. 34–40.
14. Патент BY 13800. Устройство для мониторинга процесса лазерной резки стекла и управления процессом лазерной резки стекла : № u20250110 : заявлено 15.05.2025 : опубл. : 05.09.2025 / Никитюк Ю. В., Прохоренко В. А., Середя А. А., Усов П. П. ; заявитель: Учреждение образования «Гомельский государственный университет имени Франциска Скорины». – 6 с.
15. Arbuzov, V. I. Osnovy radiatsionnogo opticheskogo materialovedeniya / V. I. Arbuzov. – Saint Petersburg : SPbGU ITMO, 2008. – 284 p.
16. Sysoev, V. K. Laser etching and polishing of quartz tubes / V. K. Sysoev // *Glass and Ceramics*. – 2003. – Vol. 60, № 7–8. – P. 223–226.
17. Hildebrand, J. Laser beam polishing of quartz glass surfaces / J. Hildebrand, K. Hecht, J. Bliedtner [et al.] // *Physics Procedia*. – 2011. – Vol. 12. – P. 452–461.
18. Hildebrand, J. Advanced analysis of laser beam polishing of quartz glass surfaces / J. Hildebrand, K. Hecht, J. Bliedtner [et al.] // *Physics Procedia*. – 2012. – Vol. 39. – P. 277–285.
19. Shershnev, E. B. Investigation of the laser polishing process of quartz glass / E. B. Shershnev, Yu. V. Nikityuk, A. E. Shershnev [et al.] // *Problemy fiziki, matematiki i tekhniki*. – 2015. – № 4 (25). – P. 45–49.
20. Innovatsionnye tekhnologii i oborudovanie submikronnoy elektroniki / A. P. Dostanko [et al.] ; ed. by A. P. Dostanko. – Minsk : Belaruskaya navuka, 2020. – 260 p.
21. Emelyanov, V. A. Optimization of laser polishing of quartz glass using the method of computational experiment design / V. A. Emelyanov, E. B. Shershnev, Yu. V. Nikityuk [et al.] // *Problemy fiziki, matematiki i tekhniki*. – 2022. – № 2 (51). – P. 26–30.
22. Wang, D. Dynamics of molten pool evolution and high-speed real-time optical measurement in laser polishing / D. Wang, M. Yu, Y. Yao [et al.] // *Light : Advanced Manufacturing*. – 2024. – Vol. 5. – Art. 50.
23. He, K. Deep residual learning for image recognition / K. He, X. Zhang, S. Ren [et al.] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. – 2016. – P. 770–778.
24. Howard, A. Searching for MobileNetV3 / A. Howard, M. Sandler, G. Chu [et al.] // *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. – 2019. – P. 1314–1324.
25. Chollet, F. Keras / F. Chollet [et al.]. – URL: <https://keras.io/> (Date of access: 05.03.2026).
26. Deng, J. ImageNet : A large-scale hierarchical image database / J. Deng, W. Dong, R. Socher [et al.] // *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. – 2009. – P. 248–255.