# Ю. В. Никитюк<sup>1</sup>, Л. Н. Марченко<sup>1</sup>, А. Ф. Васильев<sup>1</sup>, Ю. В. Бруттан<sup>2</sup> <sup>1</sup>Гомельский государственный университет имени Франциска Скорины, г. Гомель, Республика Беларусь, <sup>2</sup>Псковский государственный университет, г. Псков, Российская Федерация

# РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ УПРАВЛЯЕМОГО ЛАЗЕРНОГО РАСКАЛЫВАНИЯ КРИСТАЛЛИЧЕСКОГО КВАРЦА

**Введение.** Актуальность разработки технологии управляемого лазерного раскалывания кристаллического кварца обусловлена растущими требованиями к точности и к честву обработки хрупких неметаллических материалов в таких областях, как микроэлектроника, оптоэлектроника и производство высокоточных оптических приборов. Традиционные механические и лазерные методы обработки, несмотря на их широкое применение, имеют существенные ограничения, связанные с образованием микротрещин, неконтролируемым разрушением материала и низкой скоростью обработки. Поэтому возникает необходимость поиска новых подходов, которые позволят повысить эффективность и качество резки кристаллического кварца.

Технология управляемого лазерного раскалывания предлагает принципиально новый подход к обработке хрупких материалов, который основан на создании локальных термоупругих напряжений в материале за счет комбинированного воздействия лазерного излучения и охлаждающей среды. Лазерное излучение вызывает нагрев материала, а последующее охлаждение приводит к возникновению напряжений, которые инициируют контролируемое образование разделительной трещины. Преимуществами данной технологии являются высокая точность резки, минимальное повреждение материала, а также возможность обработки сложных форм и контуров [1].

Для исследования и оптимизации процессов лазерного раскалывания хрупких неметаллических материалов широко применяются методы конечно-элементного моделирования, которые позволяют детально анализировать распределение температурных полей, напряжений и деформаций в материале в процессе обработки [2–6]. Однако данные модели требуют значительных вычислительных ресурсов и времени, что ограничивает их применение для оперативного анализа и оптимизации технологических параметров. В связи с этим возрастает интерес к использованию метамоделирования, которое позволяет существенно сократить вычислительные затраты за счет создания упрощенных, но достаточно точных моделей на основе данных, полученных с помощью конечно-элементного моделирования [7].

В последние годы активно развиваются методы машинного обучения и нейросетевого моделирования, которые успешно применяются для анализа и прогнозирования различных процессов, в том числе и лазерной обработки материалов. Нейросетевые модели демонстрируют высокую эффективность при обработке больших объемов данных, что делает их перспективным инструментом для оптимизации технологических параметров и повышения качества обработки [8–14].

В рамках данной работы проведено конечно-элементное моделирование процесса управляемого лазерного термораскалывания кристаллического кварца. Далее полученные данные использовались для разработки нейросетевых моделей, которые позволяют прогнозировать параметры обработки. Такой подход открывает новые возможности для повышения точности и эффективности резки хрупких материалов, что особенно важно для современных высокотехнологичных производств.

1. Моделирование. Моделирование температурных полей и термоупругих напряжений, возникающих в процессе управляемого лазерного раскалывания кристаллического кварца, проводилось в квазистатической постановке с использованием несвязанной задачи термоупругости. В качестве исходных данных для расчетов были взяты физические свойства кристаллического кварца, описанные в [4]. Исследования выполнялись на квадратных пластинах с размерами 20×20 мм, при этом толщина образцов варьировалась в диапазоне от 0,5 до 2 мм. Моделирование осуществлялось для условий воздействия лазерного излучения с длиной волны 10,6 мкм.

В процессе моделирования применялись стандартные начальные ориентации кристаллических образцов квадратной формы. Для каждого из трех срезов направление движения лазерного пучка было согласовано с кристаллографическими осями, расположенными в соответствующей плоскости обработки. Следует отметить, что в соответствии с [15] для обозначения срезов использовались две буквы, указывающие на кристаллографические оси, вдоль которых ориентирован кристаллический элемент. Первая буква обозначает ось, направленную вдоль толщины образца, а вторая – ось, совпадающую с его длиной.

Расчет термоупругих полей, формируемых в монокристаллической кварцевой пластине в результате последовательного лазерного нагрева и воздействия хладагента, осуществлялся для трех различных вариантов: I – анализ среза zy при перемещении лазерного пучка в направлении оси X; II – анализ среза yx при перемещении лазерного пучка в направлении оси X; III – анализ среза xy при перемещении лазерного пучка в направлении оси Z.

На рисунке 1 представлены схемы расположения зон воздействия лазерного излучения и хладагента в плоскости обработки для трех вариантов обработки, исследуемых в данной работе. Позицией 1 отмечен лазерный пучок, позицией 2 – хладагент, позицией 3 – лазерно-индуцированная трещина, позицией 4 – кварцевая пластина. Горизонтальной стрелкой на рисунке указано направление движения обрабатываемого образца относительно лазерного пучка и хладагента.



Рисунок 1 – Схемы расположения зон воздействия лазерного излучения и хладагента в плоскости обработки: а) I вариант обработки; б) II вариант обработки; в) III вариант обработки

Для проведения численного эксперимента в модуле DesignXplorer программы ANSYS был сформирован центральный композиционный план. В качестве факторов были использованы: P1 – скорость обработки V, P2 и P3 – соответственно большая полуось A и малая полуось B эллиптического лазерного пучка, P4 – мощность P CO<sub>2</sub>-лазера, P5 – толщина кварцевой пластины H. В соответствии с планом численного эксперимента расчеты выполнялись для 27 комбинаций факторов с определением значений максимальных температур T1, T2, T3 соответственно для трех вариантов обработки квадратной кварцевой пластины, описанных выше, и трех соответствующих значений максимальных напряжений растяжения S1, S2, S3, действующих перпендикулярно фронту лазерноиндуцированных трещин.

Моделирование процесса обработки на основе искусственных нейронных сетей проводилось с использованием библиотеки TensorFlow. Для исследования была выбрана нейронная сеть – многослойный перцептрон. В качестве функции активации применялась ReLu, функции потерь показатель MSE. Оптимизация модели осуществлялась на основе оптимизатора Adam. Обучение нейронных сетей проводилось в течение 300 эпох. Исходные данные включали 27 вариантов центрального композиционного плана, которые были дополнены 100 вариантами конечно-элементных расчетов, 10 из которых были использованы для тестирования нейросетевых моделей (таблица 1).

Для оценки качества построенных моделей применялись следующие метрики: средняя абсолютная ошибка (MAE), средняя квадратичная ошибка (RMSE), средняя абсолютная процентная ошибка (англ. MAPE) и коэффициент детерминации  $R^2$ . Результаты представлены в таблице 1.

N	P1 (V, /c)	Р2 (А,м)	Р3 (В,м)	Р4 (Р, Вт)	Р5 (Н,м)	T1, °K	T2, °K	T3, °K	S1, МПа	S2, МПа	S3, МПа
1	0,013	0,001	0,001	39	0,0008	1 146	1 210	1 251	41	44	49
2	0,015	0,003	0,002	44	0,0007	823	795	838	79	81	59
3	0,02	0,002	0,002	45	0,0017	619	623	625	57	132	60
4	0,02	0,003	0,001	54	0,0015	795	799	807	76	153	75
5	0,022	0,002	0,002	42	0,0006	749	758	778	66	69	48
6	0,016	0,003	0,001	31	0,0018	594	594	598	41	111	47
7	0,008	0,002	0,001	58	0,0011	1 351	1 327	1 390	77	160	75
8	0,012	0,002	0,002	51	0,0016	764	766	775	73	153	76
9	0,008	0,002	0,001	31	0,0017	774	772	782	41	113	48
10	0,006	0,003	0,001	43	0,0006	1 481	1 317	1 466	112	83	122

Таблица 1 – Тестовый набор данных

На рисунках 2–3 представлены тепловые карты, иллюстрирующие распределение средней абсолютной процентной ошибки (МАРЕ) для определения выходных параметров.



Рисунок 2 – Тепловые карты распределения МАРЕ при определении максимальных температур: а) T1, б) T2, в) T3



Рисунок 3 – Тепловые карты распределения МАРЕ при определении максимальных напряжений: а) S1, б) S2, в) S3

Наилучшие результаты при определении значений максимальных температур имеем: для T1 – нейронная сеть с архитектурой [5-50-30-6], для T2 и T3 – нейронные сети с архитектурой [5-40-40-6]. При определении значений максимальных напряжений растяжения S1, S2, S3 по метрикам отобраны сети с архитектурами [5-20-30-6], [5-40-40-6], [5-50-30-6] соответственно (таблица 2).

Критерий	T1	T2	Т3	S1	S2	S3
Архитек- тура сети	[5-50-30-6]	[5-40-40-6]	[5-40-40-6]	[5-20-30-6]	[5-40-40-6]	[5-50-30-6]
RMSE	30 K	37 K	31 K	3,8 МПа	4,6 МПа	7,0 МПа
MAE	23 K	21 K	19 K	2,7 МПа	5,4 МПа	5,1 МПа
MAPE	2,0 %	1,9 %	1,7 %	3,6 %	3,7 %	7,3 %
$\mathbb{R}^2$	0,9846	0,9799	0,9890	0,9680	0,9849	0,8959

Таблица 2 – Результаты оценки нейросетевых моделей

Заключение. Результаты проведенного исследования подтверждают высокую эффективность нейросетевых моделей в определении ключевых параметров управляемого лазерного раскалывания кристаллического кварца. Построенные модели способны с высокой точностью прогнозировать распределение температурных полей и термоупругих напряжений, что является важным шагом для оптимизации процесса лазерной резки. В перспективе предполагается использовать генетические алгоритмы для автоматизированного подбора оптимальных параметров обработки, таких как мощность лазера, скорость перемещения пучка, интенсивность охлаждения и другие, что существенно повысит качество и скорость резки кварцевых пластин. Кроме того, важным направлением представляется исследование процесса лазерной резки кварцевых кристаллических пластин с использованием нечетких и нейро-нечетких моделей, которые особенно полезны в условиях неопределенности или при наличии неполных данных, что часто встречается в реальных производственных условиях. Сравнение предсказательной способности таких моделей с традиционными нейросетевыми моделями позволит выявить наиболее подходящие подходы для конкретных задач.

Дальнейшие исследования в этом направлении могут также включать разработку гибридных моделей, сочетающих преимущества нейросетей, нечеткой логики и генетических алгоритмов. Это позволит не только повысить точность прогнозирования, но и создать более гибкие и адаптивные системы управления процессом лазерной резки.

Внедрение таких решений в промышленность может привести к значительному повышению эффективности обработки кристаллического кварца, снижению производственных затрат и улучшению качества конечной продукции [16].

#### Литература

1. Kondratenko, V. S. Precision Cutting of Glass and Other Brittle Materials by Laser-Controlled Thermo-Splitting (Review) / V. S. Kondratenko, S. A. Kudzh // Glass and Ceramics.  $-2017. - N_{2} 74. - P. 75-81. - https://doi.org/10.1007/s10717-017-9932-1.$ 

2. Serdyukov, A. N. Features of controlled laser thermal cleavage of crystalline silicon / A. N. Serdyukov, S. V. Shalupaev, Yu. V. Nikityuk // Crystallography Reports. – 2010. – Vol. 55, № 6. – P. 933–937. – https://doi.org/10.1134/S1063774510060064.

3. Shalupaev, S. V. The analysis of laser thermosplitting of fragile materials by using of special geometry beams / S. V. Shalupaev, Yu. V. Nikitjuk, A. A. Sereda, M. Aleksiejuk // Archives of Metallurgy and Materials. -2011. - Vol. 56, No 4. - P. 1149–1155. - https://doi.org/10.2478/v10172-011-0128-3.

4. Features of controlled laser thermal cleavage of crystal quartz / A. N. Serdyukov [et al.] // Crystallogr. – 2012. – Rep. 57. – P.792–797. – https://doi.org/10.1134/S1063774512060120.

5. Никитюк, Ю. В. Физические закономерности лазерного термораскалывания силикатных стекол и алюмооксидной керамики : специальность 01.04.21 «Лазерная физика» : автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата физико-математических наук / Ю. В. Никитюк. – Минск, 2009. – 24 с.

6. Jiang, P. Surrogate model-based engineering design and optimization / P. Jiang, Q. Zhou, X. Shao // Springer Singapore: Springer. – 2020. – 240 p. – https://doi.org/10.1007/978-981-15-0731-1\_8.

7. Nikitjuk, Yu. V. Determination of the parameters of two-beam laser splitting of silicate glasses using regression and neural network models / Yu. V. Nikitjuk, A. N. Serdyukov, I. Y. Aushev // Журнал Белорусского государственного университета. Физика. – 2022. – N 1. – P. 35–43. – https://doi 10.33581/2520-2243-2022-1-35-43.

8. Nikitjuk, Y. Characterization of Laser Welding of Steel 30XΓCH2A by Combining Artificial Neural Networks and Finite Element Method / Y. Nikitjuk, G. Bayevich, V. Myshkovets // Lecture Notes in Networks and Systems. – 2022. – Vol. 422. – P. 273–279. – https://doi.org/10.1007/978-981-19-0379-3\_28.

9. Оптимизация обработки стали 12Х18Н9Т кольцевыми лазерными пучками / Г. А. Баевич [и др.] // Наука и техника. – 2023. – 22(3). – С. 186–192. – https://doi.org/ 10.21122/2227-1031-2023-22-3-186-192.

10. Определение параметров лазерной обработки алмазов с применением метода конечных элементов и искусственных нейронных сетей / В. А Емельянов [и др.] // Доклады БГУИР. – 2023. – 21(4). – Р.40–45. – https://doi.org/10.35596/1729-7648-2023-21-4-40-45.

11. Nikityuk, Y. Optimization of Quartz Sol-gel Glass Cutting Parameters by Elliptical Laser Beams Using Neural Network Simulation and Genetic Algorithm / Y. Nikityuk, V. Prokhorenko, A. Semchenko, D. Kovalenko // Recent Advances in Technology Research and Education. Inter-Academia 2023. Lecture Notes in Networks and Systems. – Springer, Cham. – 2024. – Vol 939. – https://doi.org/10.1007/978-3-031-54450-7\_34.

12. Nikitjuk, Yu. V. Determination of the Parameters of Controlled Laser Thermal Cleavage of Crystalline Silicon Using Regression and Neural Network Models / Yu. V. Nikitjuk, A. N. Serdyukov // Crystallography Reports. – 2023. – Vol. 68, № 7. – P. 1199–1204. – https://doi.org/10.1134/S1063774523600679.

13. Multi-Criteria Optimization of Quartz Glass Laser Cleaving Parameters via Neural Network Simulation and Genetic Algorithm / Y. Nikitjuk [et al.] // 7th International Conference on Information, Control, and Communication Technologies (ICCT). Astrakhan, Russian Federation. – 2023. – P. 1–3. – https://doi: 10.1109/ICCT58878.2023.10347113.

14. Software Package for Modeling and Optimizing Parameters of Laser Processing of Brittle non-Metallic Materials Using Laser Splitting Methods / Y. Nikitjuk [et al.] // 8th International Conference on Information, Control, and Communication Technologies (ICCT), Vladikavkaz, Russian Federation. – 2024. – P. 1–3. doi:10.1109/ICCT62929.2024.10874981

15. Глюкман, Л. И. Пьезоэлектрические кварцевые резонаторы / Л. И. Глюкман. – М.: Радио и связь. – 1981. – 232 с.

16. Определение параметров управляемого лазерного раскалывания силикатных стекол с использованием регрессионных, нейросетевых и нечетких моделей / Ю. В. Никитюк [и др.] // Проблемы физики, математики и техники. – 2024. – № 2 (59). – С. 32–38.

### К. А. Саховский<sup>1</sup>, Д. Г. Пилипцов<sup>2</sup>, А. С. Руденков<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Белорусский государственный университет транспорта, г. Гомель, Республика Беларусь, <sup>2</sup>Гомельский государственный университет имени Франциска Скорины, г. Гомель, Республика Беларусь

# ВЛИЯНИЕ ТЕМПЕРАТУРЫ ПОДЛОЖКИ НА ТРИБОТЕХНИЧЕСКИЕ СВОЙСТВА Си/а-С ПОКРЫТИЙ

Одним из перспективных направлений современного материаловедения является разработка новых наноматериалов на основе углерода, оптимизация методов синтеза и механизмов управления их структурно-фазовым составом. Изменяя условия и режимы осаждения возможно получить покрытия с различным фазовым составом, включая алмазные (моно- и поли-кристаллические) и аморфные с различным типом кластерной структуры (графитовой и алмазной). В [1–3] были установлены особенности формирования структуры алмазоподобных покрытий, осажденных из импульсных потоков углеродной плазмы на медные подслои, формируемые методом КИБ (конденсация в условиях ионной бомбардировки). Показано, что для таких медных подслоев характерна высокая шероховатость, определяемая с капельной фазой потока генерируемого методом КИБ, что определяет высокую поверхностную неоднородность механических свойств, и в процессе трения приводит к разрушению покрытия при невысоких значениях нагрузки и малом времени испытания.

Ионно-плазменные методы, к которым относятся методы магнетронного распыления, позволяют получать тонкопленочные материалы с контролируемым структурно-фазовым составом, характеризующимся отсутствием капельной фазы и формированием однородного слоя. А также высокая энергия ионов, образующих плазменный поток, обеспечивает высокую прочность адгезионного соединения к различным подложкам. Как правило, методами магнетронного распыления возможно получать покрытия на основе металлов и их соединений [4].

Многослойные медь-углеродные покрытия формировали в вакуумной камере, в результате проведения следующих операций:

1. Очистку и нагрев подложек с помощью ионного источника типа «АИДА»,

2. Нанесение медного подслоя методом магнетронного распыления катода диаметром 80 мм и толщиной 6 мм, изготовленного из меди (М0). Парциальное давление Ar в рабочей камере составляло 4 · 10<sup>-2</sup> Па.

3. Нанесение углеродного слоя из сепарированного потока импульсной углеродной плазмы при частоте разрядных импульсов 3 Гц и напряжении разряда 350 В.