

РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНЫХ СРЕДСТВ МОДЕЛИРОВАНИЯ И ОПТИМИЗАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ЛАЗЕРНОЙ РЕЗКИ ХРУПКИХ НЕМЕТАЛЛИЧЕСКИХ МАТЕРИАЛОВ

Ю.В. Никитюк, В.А. Прохоренко, О.М. Демиденко, В.С. Смородин, А.В. Воруев

Гомельский государственный университет имени Франциска Скорины

DEVELOPMENT OF SOFTWARE TOOLS FOR MODELING AND OPTIMIZATION OF LASER CUTTING PARAMETERS OF BRITTLE NON-METALLIC MATERIALS

Yu.V. Nikitjuk, V.A. Prokhorenko, O.M. Demidenko, V.S. Smorodin, A.V. Voruev

Francisk Skorina Gomel State University

Аннотация. Описана разработка средств моделирования и поиска оптимальных параметров процесса лазерной резки хрупких неметаллических материалов методом лазерного раскалывания. Программные средства реализованы на языке Python и предназначены для конечно-элементного моделирования, нейросетевого моделирования и поиска оптимальных параметров с применением генетического алгоритма. Применение разработанных программных средств рассмотрено на примере поиска оптимальных параметров резки кварцевой пластины.

Ключевые слова: нейросетевое моделирование, конечноэлементное моделирование, FEniCS лазерная резка, генетический алгоритм, оптимизация параметров.

Для цитирования: Разработка программных средств моделирования и оптимизации параметров лазерной резки хрупких неметаллических материалов / Ю.В. Никитюк, В.А. Прохоренко, О.М. Демиденко, В.С. Смородин, А.В. Воруев // Проблемы физики, математики и техники. – 2024. – № 3 (60). – С. 18–22. – DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2024_3_60_18. – EDN: VFWQQP

Abstract. This paper describes the development of tools for modeling and searching for optimal parameters for the process of laser cutting of brittle non-metallic materials using laser chopping. Software tools are designed for finite element modeling, neural network modeling and searching for optimal parameters using a genetic algorithm and are implemented in Python. The use of the developed software is shown using the example of searching for optimal parameters for cutting a quartz plate.

Keywords: neural network modeling, finite element modeling, FEniCS laser cutting, genetic algorithm, parameter optimization.

For citation: Development of software tools for modeling and optimization of laser cutting parameters of brittle non-metallic materials / Yu.V. Nikitjuk, V.A. Prokhorenko, O.M. Demidenko, V.S. Smorodin, A.V. Voruev // Problems of Physics, Mathematics and Technics. – 2024. – № 3 (60). – P. 18–22. – DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2024_3_60_18 (in Russian). – EDN: VFWQQP

Введение

Метод резки стекол путем лазерного раскалывания [1]–[10] обладает рядом существенных преимуществ, таких как высокая точность разделения и высокая скорость обработки, что делает его особенно востребованным в современных технологических процессах. Разработка средств автоматизированного поиска оптимальных параметров лазерной резки стекол представляет собой, таким образом, важную научно-практическую задачу.

На рисунке 0.1 показана схема процесса лазерного раскалывания пластины эллиптическим лазерным пучком с применением хладагента (вид сверху).

В данной работе представлены разработанные авторами программные средства моделирования и

поиска оптимальных параметров процесса лазерной резки хрупких неметаллических материалов методом лазерного раскалывания.

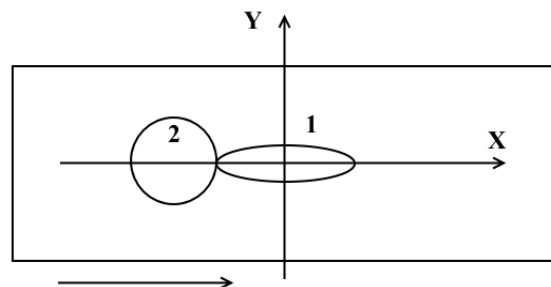


Рисунок 0.1 – Схема процесса лазерной резки, вид сверху: 1 – зона воздействия лазерного излучения, 2 – зона воздействия хладагента

В основе подхода лежит последовательное применение конечноэлементного и нейросетевого моделирование откликов задачи и осуществление поиска оптимальных параметров лазерной резки с применением авторского генетического алгоритма.

1 Конечноэлементное моделирование процесса лазерной резки

Обрабатываемым изделием в рассматриваемой задаче является пластина из силикатного стекла. На поверхность пластины воздействуют лазерное излучение (длина волны 10,6 мкм, эллиптический пучок) и хладагент.

Факторы задачи:

- скорость движения лазерного пучка и хладагента (V);
- мощность лазерного излучения (P);
- полуоси эллиптического пучка (A, B).

Отклики задачи:

- максимальные напряжения растяжения (σ_{yy});
- максимальная температура в зоне обработки (T_{max}).

Тепловая задача описывается уравнением:

$$\frac{\partial T}{\partial t} = \nabla^2 T + f \quad (1.1)$$

в области пространства Ω на промежутке времени $(0, t_{max}]$ с граничным условием $T = T_D$ на $\partial\Omega$ и начальными условиями $T = T_0$ в момент времени $t = 0$. Искомая функция зависит от времени и координаты в трехмерном пространстве ($T = T(x, y, z, t)$).

При решении зависимых от времени уравнений в частных производных вводится дискретизация времени. Производная по времени может быть аппроксимирована как отношение разности текущего значения функции и значения с предыдущего шага Δt и величины шага по времени Δt :

$$\left(\frac{\partial T}{\partial t}\right)^{n+1} \approx \frac{T^{n+1} - T^n}{\Delta t}. \quad (1.2)$$

Таким образом,

$$\frac{T^{n+1} - T^n}{\Delta t} = \nabla^2 T^{n+1} + f^{n+1}. \quad (1.3)$$

При известных начальных условиях возможно его решить для следующих моментов времени T^0, T^1, T^2, \dots :

$$T^{n+1} - \Delta t \nabla^2 T^{n+1} = T^n + \Delta t f^{n+1} = 0, \quad n = 0, 1, 2, \dots \quad (1.4)$$

Применение метода конечных элементов требует приведения уравнений к слабой форме. Используется умножение на тестовую функцию $v \in \hat{F}$ и производится интегрирование вторых производных по частям, слабую форму можно записать как

$$a(T, v) = L_{n+1}(v), \quad (1.5)$$

где

$$a(T, v) = \int_{\Omega} (Tv + \Delta t \nabla T \cdot \nabla v) dx, \quad (1.6)$$

$$L_{n+1}(v) = \int_{\Omega} (T^n + \Delta t f^{n+1}) v dx. \quad (1.7)$$

Помимо решения вариационной задачи на каждом шаге также необходимо аппроксимировать начальные условия. В вариационной форме они принимают вид:

$$a_0(T, v) = \int_{\Omega} Tv dx, \quad (1.8)$$

$$L_0(v) = \int_{\Omega} T_0 v dx. \quad (1.9)$$

Моделирование выполнялось для слабо-вязкой постановки задачи.

Вариационную форму задачи упругости можно записать как

$$\int_{\Omega} \frac{\sigma(u)}{\varepsilon(v)} d\Omega = \int_{\Omega} g \cdot v d\Omega. \quad (1.10)$$

Уравнение термоупругости может быть записано как:

$$\sigma = \mathbb{C} : (\varepsilon - \alpha(T - T_0)I) = \lambda tr(\varepsilon)I + 2\mu\varepsilon - \alpha(3\lambda + 2\mu)(T - T_0)I, \quad (1.11)$$

где λ, μ – параметры Ламе, α – коэффициент теплового расширения, I – единичная матрица.

Алгоритм конечноэлементного моделирования задачи имплементирован с использованием открытой библиотеки FEniCS [11] на языке Python. Библиотека FEniCS предоставляет обширный инструментарий для решения дифференциальных уравнений в частных производных, позволяя поставить и решить соответствующие вариационные задачи с применением выбранного типа конечных элементов.

Для численных экспериментов использована дискретизация по времени $\Delta t = 0,1$ с.

Пример визуализации температурных полей и термоупругих полей напряжения на обрабатываемой поверхности пластины, полученных в результате выполнения конечноэлементного расчета, показана на рисунках 1.1 и 1.2. Визуализация выполнена средствами языка Python и библиотеки Matplotlib.

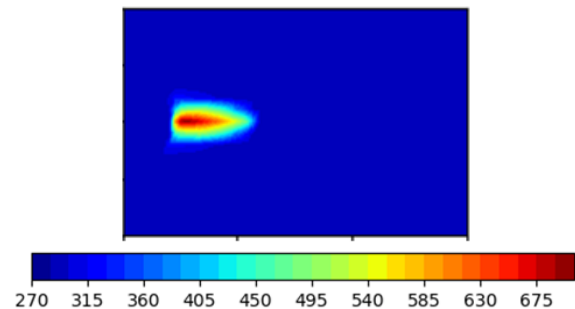


Рисунок 1.1 – Визуализация вычисленных температурных полей на обрабатываемой поверхности пластины, K

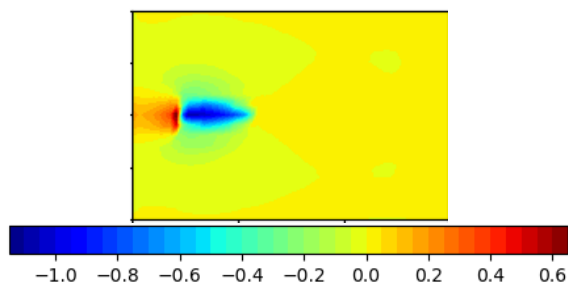


Рисунок 1.2 – Визуализация вычисленных полей напряжений растяжения σ_{yy} на обрабатываемой поверхности пластины, 10^2 МПа

2 Нейросетевое моделирование параметров лазерной резки

Исходные данные для нейросетевого моделирования получены в результате проведения численных экспериментов (конечноэлементного моделирования). Проведено 64 эксперимента с различными вариациями значений факторов, рассчитаны аппроксимируемые величины σ_{yy} и T_{max} .

Модели нейросетевых аппроксиматоров, их алгоритмы обучения реализованы на языке Python с использованием библиотеки Keras [12].

Была использована методика поиска оптимальных архитектур трехслойных аппроксиматоров перебором [8]. Тепловые карты распределений MSE для аппроксиматоров откликов σ_{yy} и T_{max} показаны на рисунке 2.1. В данной работе число нейронов варьировалось в диапазоне от 10 до 55 с шагом 5.

В таблице 2.1 приведены значения метрик для наилучших архитектур аппроксиматоров температуры T_{max} и напряжения σ_{yy} .

В результате применения метода найдены оптимальные трехслойные архитектуры [25-25-1] для аппроксимации σ_{yy} и [25-30-1] для аппроксимации T_{max} .

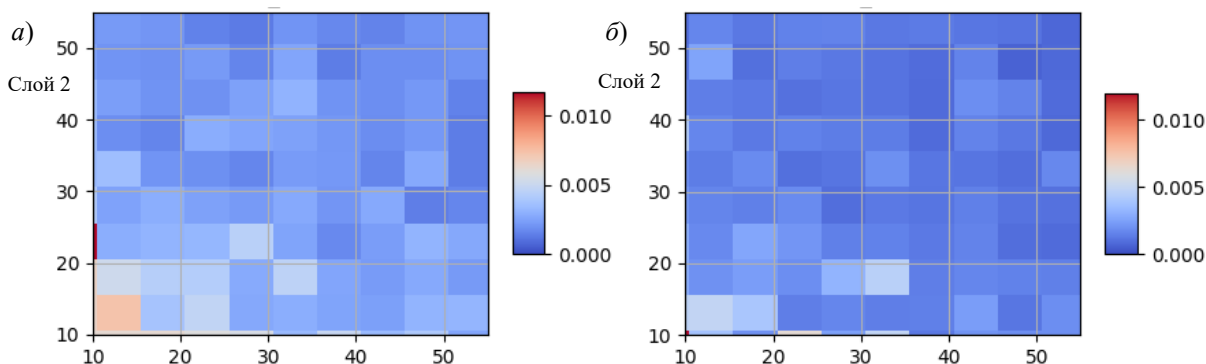


Рисунок 2.1 – Тепловые карты распределений значений среднеквадратичной ошибки (MSE), полученные в результате кросс-валидации трехслойных архитектур-кандидатов нейросетевых аппроксиматоров откликов T (а) и σ_{yy} (б)

Таблица 2.1 – Значения метрик MSE и R^2 для выбранных архитектур аппроксиматоров максимальной температуры T (первая строка) и максимального напряжения растяжения σ_{yy} (вторая строка)

Архитектура нейросети	MSE	R^2	Количество эпох обучения
25-30-1	0,0012	0,97	152
25-25-1	0,0021	0,95	148

3 Поиск оптимальных параметров процесса лазерного раскалывания стеклянных пластин

Для осуществления многокритериальной оптимизации использован авторский генетический алгоритм [8]–[10]. Задана целевая функция для максимизации откликов σ_{yy} и V . В целевой функции использованы нормализованные (в диапазоне [0; 1]) значения всех параметров задачи $(A', B', V', P', \sigma'_{yy})$. Генетический алгоритм минимизирует целевую функцию $L(A', B', V', P')$, которая включает в себя слагаемые, соответствующие оптимизируемым параметрам (аппроксимированное нейронной сетью значение σ_{yy} и V), а также ограничения на выход за диапазоны допустимых значений для факторов задачи (A', B', V', P') , и ограничению $T_{max} < 789$ K для аппроксимированного нейронной сетью значения максимальной температуры T_{max} :

$$L(A', B', V', P') = -(\alpha_1 \sigma'_{yy} + \alpha_2 V') + \beta_1 E_1 + \beta_2 E_2 + \beta_3 E_3 + \beta_4 E_4,$$

$$E_1 = \begin{cases} 1, & A' \notin [0, 1], \\ 0, & A' \in [0, 1]; \end{cases} \quad E_2 = \begin{cases} 1, & B' \notin [0, 1], \\ 0, & B' \in [0, 1]; \end{cases}$$

$$E_3 = \begin{cases} 1, & V' \notin [0, 1], \\ 0, & V' \in [0, 1]; \end{cases} \quad E_4 = \begin{cases} 1, & P' \notin [0, 1], \\ 0, & P' \in [0, 1]; \end{cases}$$

$$E_5 = \begin{cases} 1, & T_{max} \geq 789K, \\ 0, & T_{max} < 789K; \end{cases}$$

$$\alpha_1 = \alpha_2 = 0,5; \beta_i = 1,0, i = \overline{1,5}.$$

На рисунке 3.1 показан график изменения значений целевой функции (наилучшее значение и среднее по популяции) в процессе поиска оптимальных значений параметров с применением генетического алгоритма (размер популяции 250, число поколений 30).

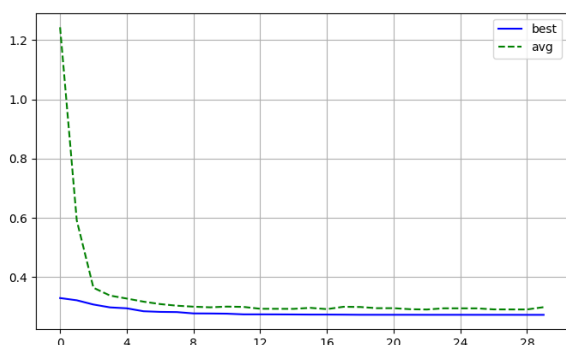


Рисунок 3.1 – Процесс сходимости генетического алгоритма на протяжении 30 поколений

В результате применения генетического алгоритма найдены оптимальные значения факторов, представленные в таблице 3.2.

Таблица 3.2 – Найденные оптимальные значения параметров лазерной резки

V , м/с	A , мм	B , мм	P , Вт	T , К	σ_{yy} , МПа
0,005	3,7	1,01	5,99	716,5 (692)	68,8 (66,2)

Установлено, что вычисленные с применением аппроксимации значения напряжения σ_{yy} и температуры T для найденного набора оптимальных параметров задачи определены с погрешностями, не превышающими 4% (в скобках в таблице 3.2 указаны значения, полученные в результате конечноэлементного расчета с использованием разработанных программных средств).

Заключение

В данной работе описана методика применения конечноэлементных расчетов, нейросетевого моделирования и генетического алгоритма для многокритериальной оптимизации процесса лазерной резки стеклянных пластин эллиптическими пучками методом лазерного раскалывания. Разработаны соответствующие программные средства, включающие в себя средства конечноэлементного моделирования задачи с применением открытой библиотеки FEniCS, средства нейросетевого моделирования с применением открытой библиотеки Keras с возможностью поиска оптимальной архитектуры нейросетевого аппроксиматора и авторский генетический алгоритм.

ЛИТЕРАТУРА

1. Kondratenko, V.S. Precision Cutting of Glass and Other Brittle Materials by Laser-Controlled Thermo-Splitting / V.S. Kondratenko, S.A. Kudzh // Glass and ceramics. – 2017. – № 74. – P. 75–81.

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

3. Features of controlled laser thermal cleavage of crystal quartz / A.N. Serdyukov, E.B. Shershnev, Y.V. Nikityuk [et al.] // Crystallography Reports. – 2012. – Vol. 57, № 6. – P. 792–797. – DOI: 10.1134/S1063774512060120.

4. Determination of the parameters of two-beam laser splitting of silicate glasses using regression and neural network models / Y.V. Nikityuk, A.N. Serdyukov, I.Y. Aushev // Journal of the Belarusian State University. Physics. – 2022. – № 1. – P. 35–43. – DOI: 10.33581/2520-2243-2022-1-35-43.

5. Применение искусственных нейронных сетей и метода конечных элементов для определения параметров обработки кварцевых золь-гель стекол эллиптическими лазерными пучками / Ю.В. Никитюк, А.Н. Сердюков, В.А. Прохоренко, И.Ю. Аушев // Проблемы физики, математики и техники. – 2021. – № 3 (48). – С. 30–36.

6. Optimization of two-beam laser cleavage of silicate glass / Y.V. Nikityuk, A.N. Serdyukov, I.Y. Aushev // Journal of Optical Technology. – 2022. – Vol. 89, № 2. – P. 121–125. – DOI: 10.1364/JOT.89.000121.

7. Nikityuk, Y.V. Determination of the Parameters of Controlled Laser Thermal Cleavage of Crystalline Silicon Using Regression and Neural Network Models / Y.V. Nikityuk, A.N. Serdyukov // Crystallogr. Rep. – 2023. – Vol. 68. – P. 1199–1204. – DOI: 10.1134/S1063774523600679.

8. Никитюк, Ю.В. Многокритериальная оптимизация параметров лазерной резки кварцевого стекла с применением нейросетевого моделирования и генетического алгоритма / Ю.В. Никитюк, В.А. Прохоренко, А.И. Кулыба // Проблемы физики, математики и техники. – 2023. – № 3 (56). – С. 26–31.

9. Multi-Criteria Optimization of Quartz Glass Laser Cleaving Parameters via Neural Network Simulation and Genetic Algorithm / Y. Nikityuk, V. Prokhorenko, A. Semchenko, D. Kovalenko // 2023 7th International Conference on Information, Control, and Communication Technologies (ICCT). – 2023. – Astrakhan, Russian Federation. – P. 1–3. – DOI: 10.1109/ICCT58878.2023.10347113.

10. 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; ed. Y. Ono, J. Kondoh. – Springer, Cham, 2023. – Vol. 939. – DOI: 10.1007/978-3-031-54450-7_34.

11. *Langtangen, H.P.* A Logg Solving PDEs in Python: the FEniCS tutorial I / H.P. Langtangen. – Springer, Cham, 2017. – 146 p. – DOI: 10.1007/978-3-319-52462-7.

12. *Chollet, F.* Deep learning with Python / F. Chollet. – Shelter Island: Manning Publications Co., 2018. – 384 p.

Информация об авторах

Никитюк Юрий Валерьевич – к.ф.-м.н., доцент
Прохоренко Владислав Александрович – ст. преподаватель
Демиденко Олег Михайлович – д.т.н., профессор
Смородин Виктор Сергеевич – д.т.н., профессор
Воружев Андрей Валерьевич – к.т.н., доцент

Поступила в редакцию 15.05.2024.