

# Распознавание режимов формирования трещины при лазерном термораскалывании с использованием сверточных нейронных сетей

Ю. В. Никитюк, В. А. Прохоренко

Гомельский государственный университет им. Ф. Скорины, г. Гомель, Республика Беларусь,  
[Nikitjuk@gsu.by](mailto:Nikitjuk@gsu.by)

*Аннотация.* В данной работе рассматривается 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. Основой предложенного подхода является сверточная нейронная сеть ResNet-50, адаптированная под задачу анализа видеоданных в реальном времени. Проведённая тонкая настройка последних слоёв сети позволила достичь высокой точности при классификации развития трещины. Результаты демонстрируют перспективность применения ResNet для задач контроля процессов лазерного термораскалывания хрупких неметаллических материалов.

## I. Введение

Лазерное термораскалывание стеклянных пластин широко применяется в микроэлектронике и оптике для получения ровных краёв и минимизации механических повреждений. Для автоматизации контроля качества раскола важно оперативно определять, развивается ли трещина в соответствии с заданными требованиями или возникают отклонения, приводящие к браку изделия [1]. Компьютерное зрение в сочетании с методами глубокого обучения открывает новые возможности для контроля процесса в режиме реального времени. Сверточные нейронные сети (CNN) доказали свою эффективность в задачах классификации изображений и могут быть использованы для анализа видео процесса раскола в режиме реального времени.

В работе предложен метод прогнозирования развития трещины в кварцевом стекле при лазерном термораскалывании на основе сверточной нейронной сети ResNet [2].

## II. Описание процесса лазерной резки

Процесс лазерного термораскалывания стекла заключается в локализованном термическом воздействии лазерного пучка, перемещающегося по верхней поверхности заготовки, в результате чего в объеме материала формируется направленное распределение температур, приводящее к возникновению растягивающих напряжений, инициирующих и направляющих развитие трещины. Такой термоуправляемый режим раскола обеспечивает высокую точность и качество разделения.

Поляризованный свет, проходя через силикатное стекло и фиксируясь видеокамерой с анализатором, позволяет посредством анализа его параметров в зоне обработки достоверно диагностировать наличие или отсутствие устойчивого формирования разделяющей микротрещины.

Процесс лазерного раскалывания фиксировался посредством статически установленной камеры в оптическом диапазоне с частотой кадров 60 fps и разрешением 1280×720 пикселей, размещённой над зоной обработки. Под пластиной находится поляризационная плёнка, позволяющая наблюдать зоны растяжения.

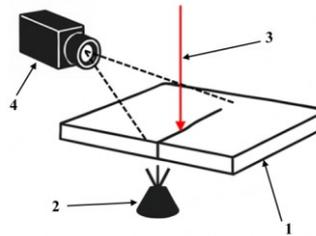


Рис.1. Схема осуществления процесса лазерной резки. 1 – стеклянная пластина, 2 – источник поляризованного света, 3 – лазерный луч, 4 – камера

### III. Распознавание режимов формирования трещины

Набор данных был получен из 3 видеозаписей длиной 60с (60 fps), что обеспечивает получение 10800 изображений. Полученные изображения были вручную размечены экспертами на две категории:

контролируемая трещина – образование и развитие трещины вдоль заданной линии без отклонений;

аномальное развитие трещины – появление боковых ответвлений, непредсказуемых отколов или смещения зоны раскола, отсутствие развития трещины.

Для обучения нейронной сети сформированы выборки: 8000 кадров для обучения, 1400 – для валидации и 1400 – для тестирования.



Рис.2. Пример полученного изображения, использованного для обучения нейросети

В качестве базовой сети использована предобученная на ImageNet [3] архитектура ResNet-50. Для сокращения времени обучения и повышения устойчивости модели применяется подход fine-tuning: только последние слои сети дообучаются на специфичных данных эксперимента, а исходные слои остаются замороженными.

Заморожены все сверточные блоки до последнего блока. Заменены полносвязные слои: добавлен слой Global Average Pooling и два полносвязных слоя с размерностью 512 и 128, ReLU-активацией и dropout = 0.4, затем выходной слой из двух нейронов с активацией softmax. Для поиска настраиваемых параметров использован оптимизатор Adam. Обучение проводилось с ранней остановкой (рис. 3).

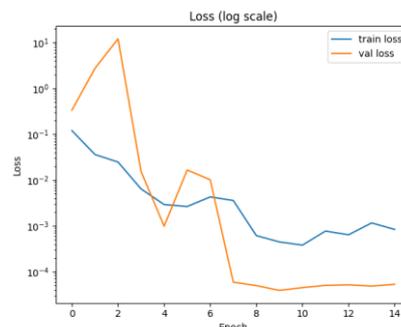


Рис.3. Визуализация значений функции потерь во время обучения

На тестовой выборке достигнуты показатели оценки качества модели, приведенные в таблице 1.

Таблица 1. Пример

<i>Точность (Accuracy)</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
92.3%	91.0%	93.5%	92.2%

#### **IV. Заключение**

Предложенный метод с использованием тонкой настройки последних слоёв ResNet-50 показал высокую эффективность для задачи прогнозирования развития трещины в процессе лазерного раскола стекла. Дальнейшее развитие работы может быть направлено на расширение набора данных, автоматическую аугментацию кадров и интеграцию модели в систему реального времени для управления процессом раскола.

#### **Литература**

[1] *Sereda A. A., Nikitiuk Yu. V., Serdiukov A. N., Shershnev E. B., Sokolov S. I.* Increasing the efficiency of laser-controlled thermal splitting of silicate glasses using the photoelasticity method. *Vestnik Gomel'skogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta imeni P. O. Sukhogo*, 2024, no. 2 (97), pp. 34–40. <https://doi.org/10.62595/1819-5245-2024-2-34-40>

[2] *He K., Zhang X., Ren S., Sun J.* Deep Residual Learning for Image Recognition. CVPR, 2016.

[3] *Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E.* ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. NIPS, 2012.