

ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС ДЛЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО РАСПОЗНАВАНИЯ И ОЦЕНКИ ПЯТЕН ИЗНОСА ПОВЕРХНОСТЕЙ ТРЕНИЯ МЕТАЛЛИЧЕСКИХ ШАРОВ

К. В. Рубанов

*Учреждение образования «Гомельский государственный технический
университет имени П. О. Сухого», Республика Беларусь*

Научный руководитель Н. С. Богданова

Одной из актуальных проблем в исследовании свойств различных смазочных материалов является оценка микрорельефа пятен износа поверхностей трибосопряжений.

При исследовании качества технических смазок появляется необходимость оценки размера повреждения для сравнения смазок между собой.

Пример входного изображения приведен на рис. 1.

На изображении мы видим фрагмент металлического шарика с повреждением. Пятно, как можно заметить, неровное, отсюда возникает сложность определения точного размера и возрастает актуальность научной работы.

Понятно, что человек без труда определит очертания пятна повреждения, но точно определить его размер у него не получится. Однако даже опытному профессионалу трудно отличить, где – повреждение, а где – высокая интенсивность пикселей из-за освещения.

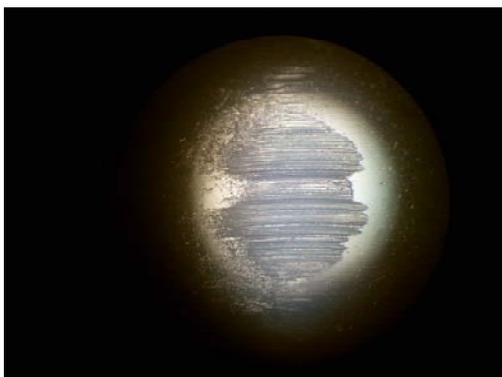


Рис. 1. Пример входного изображения

Еще одна проблема – скорость. Оценка одного пятна занимает несколько минут, а если говорить о нескольких изображениях для одной смазки, то сложность работы возрастает, как и стоимость ее разработки.

С другой стороны, оценка размеров чего-либо – простая задача для машины, чего нельзя сказать об определении границ пятна.

Для данного исследования была выбрана сверточная нейронная сеть с архитектурой U-Net (рис. 2), поскольку она показала высокие результаты в качестве распознавания объектов на соревновании по семантической сегментации.

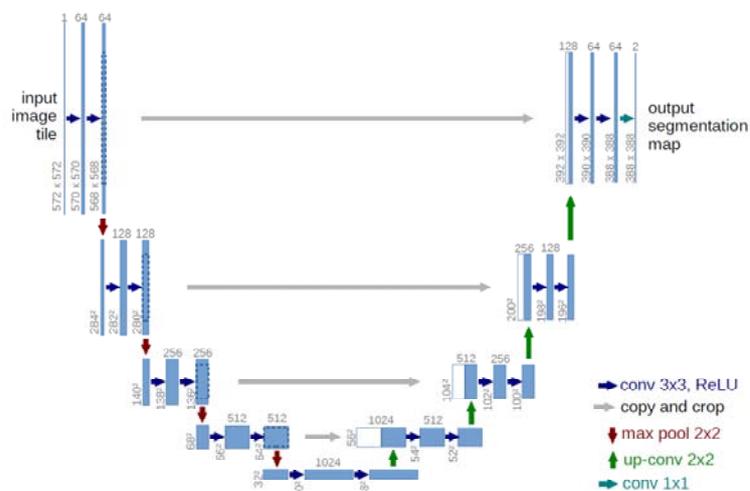


Рис. 2. Схема U-net-сети

Также для обучения подобраны датасет из изображений и масок.

В качестве исходных данных были взяты 18 изображений с поврежденными шариками и 2 изображения – с неповрежденными.

При таком малочисленном наборе обучение было бы крайне малоэффективным, поэтому было принято решение отразить изображения по вертикали и горизонтали. Таким образом, было получено 80 изображений.

Следующая проблема – преобладание поврежденных изображений над неповрежденными примерно в 9 раз. Эта проблема была решена простым копированием недостающих данных.

Маски были созданы вручную, средствами Paint.
Маска для изображения на рис. 1 представлена на рис. 3.



Рис. 3. Маска для изображения на рис. 1

Создание набора данных завершено, необходимо увеличить скорость вычислений, уменьшить нагрузки на машину и повысить точность.

Необходимость в хранении трех каналов изображения отсутствует, поэтому достаточно перевести изображение в черно-белое. Это трехкратно уменьшает нагрузку на память и процессор, как и трехкратно увеличивает скорость вычислений, добавляет гибкость к использованию и неприхотливость к цвету и освещению на изображении.

Уменьшение размера не понадобится, это не увеличит скорость обучения, но сохранит точность итоговых вычислений.

Результат работы сети представлен на рис. 4.

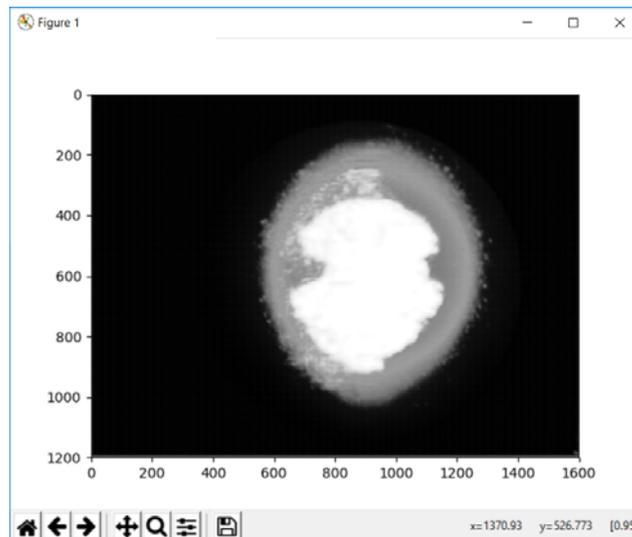


Рис. 4. Результат работы сети

На выделении пятна виден лишний ореол вокруг пятна. Это и есть ошибка полученной нейронной сети. Такая проблема решается фильтрацией изображения по конкретному значению интенсивности или по выбранному проценту.

Также после осмотра картинки с помеченной неповрежденной частью шара заметны некоторые кусочки, которые классифицированы неверно. Эта проблема решается сглаживанием изображения.

Полученные изображения свидетельствуют о классификации изображения с достаточно высокой точностью. В перспективе необходимо провести подсчет пикселей высокой интенсивности и их умножения на масштаб.

В процессе разработки были созданы три приложения: генератор изображений, тренер и обработчик. Обработчику необходимо будет сделать пользовательский интерфейс и добавить численную оценку результата.

Далее готовый обработчик можно внедрять в производство.