

Использование нейронной сети W-Net в металлографическом анализе образца стали

В. А. Ковун, email: sidav94@gmail.com¹
И. Л. Каширина, email: kash.irina@mail.ru¹

¹ Воронежский государственный университет

Аннотация. Рассмотрено автоматизированное решение задачи количественной металлографии на примере сети W-Net с использованием постобработки с помощью библиотеки *opencv-python*.

Ключевые слова: Машинное обучение, нейронные сети, металлография, обработка изображений.

Введение

При осуществлении металлографического анализа образца стали ставятся [1] такие задачи, как:

- Выделение замкнутых контуров зёрен на микрофотографии металлического образца;
- Вычисление площадей этих зёрен;
- Получение и анализ гистограммы распределения площадей зёрен.

Пример исходной микрофотографии шлифа образца стали, полученной с помощью микроскопа, приведён на рис. 1.

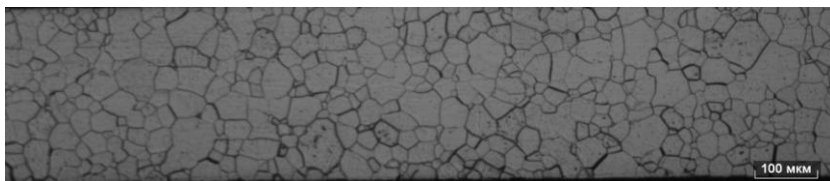


Рис. 1. Пример исходной микрофотографии шлифа образца стали

Традиционные алгоритмы обработки изображений, используемые при автоматизации решения этих задач, не всегда дают достаточно точные результаты в силу особенностей микрофотографий образцов, обусловленных, в том числе, техническим процессом их создания, поэтому автоматизация количественного металлографического анализа образцов, осуществляемого по микрофотографиям срезов, является

одной из актуальных областей применения методов машинного обучения

В предыдущих работах [2,3] был произведён анализ металлографического образца с помощью сети U-Net. Для решения этих задач в настоящей работе используется нейронная сеть архитектуры W-Net.

2. Материалы и методы

Архитектура W-Net была предложена в 2020 году [4]. Изначально предложенная область её применения – сегментация кровеносных сосудов на фотографиях глазного дна человека для проведения медицинских исследований. Идея сети заключается в том, чтобы, при меньшем количестве параметров сети, добиться сравнимых по качеству результатов сегментации с таковыми у других, более сложных широко используемых свёрточных нейронных сетей.

Задача, для которой была использована сеть W-Net, концептуально схожа с задачей, для которой применялась входящая в её состав архитектура U-Net. Как и U-Net [5], Сеть W-Net является вариантом полносвёрточной нейронной сети, то есть, она не содержит полносвязных слоёв [6]. Входными данными для W-Net являются исходные изображения, выходными данными является бинарная карта сегментации.

Общий вид W-Net представлен на рис. 2. Эту сеть можно представить в виде конкатенации двух экземпляров сети U-Net. Базовые сети U-Net в составе W-Net имеют по 34000 параметров, и, таким образом, W-Net имеет около 68000 параметров, и внешне похожа на букву W, что и отражено в названии. W-Net содержит два сжимающих и два расширяющих пути, которые последовательно чередуются. Исходное изображение подаётся на вход первой сети U-Net, выход которой объединяется с исходным изображением и подаётся на вход второй сети U-Net. Первая сеть генерирует первое приближение локализации кровеносных сосудов на изображении, которое используется второй сетью как своего рода карта внимания, позволяющая второй сети сосредоточиться на требующих особого внимания областях изображения.

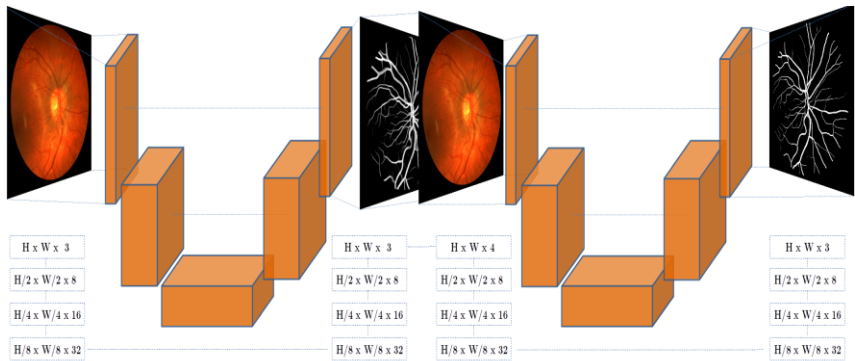


Рис. 2. Общая архитектура сети W-Net

Преимущества сети W-Net, фактически, унаследованы от используемых в её составе сетей U-Net: концептуальная простота, усложнённое переобучение, и, в силу малого количества параметров, сравнительно небольшое количество данных, требуемых для обучения сети.

При использовании W-Net для сегментации металлографического образца, её исходная тренировочная стратегия оставлена без изменений. Фактически, она сводится к минимизации функции потерь между предсказаниями модели и размеченной вручную маской для исходного изображения.

В качестве функции потерь используется BCEWithLogitsLoss, или бинарная кросс-энтропия с вектором потерь:

$$\ell(x, y) = L = \{l_1, \dots, l_n\}^T, \quad (2)$$

где

$$l_n = -w_n [y_n \cdot \log \sigma(x_n) + (1 - y_n) \cdot \log(1 - \sigma(x_n))], \quad (3)$$

здесь x_n – n -ое входное значение, y_n – n -ое значение размеченной вручную маски, w_n – n -й весовой коэффициент.

Стоит отметить, что, в случае с W-Net, для первой подсети вычисляется вспомогательная функция потерь, которая затем линейно комбинируется с функцией потерь, вычисленной для второй сети (3).

$$L(\Phi(x), y) = L(\phi^1(x), y) + L(\phi^2(x), y) \quad (4)$$

Здесь L – функция потерь, Φ – функция выходных данных сети W-Net, ϕ^1 – функция выходных данных первой подсети, ϕ^2 – функция

выходных данных второй подсети, x – входные данные, y – размеченная вручную маска.

В качестве оптимизатора используется метод адаптивной оценки моментов (Adam).

Изначальная скорость обучения выставлена в 10^{-2} , и постепенно уменьшается до 10^{-6} в ходе обучения. Каждый цикл обучения продолжается в течение 50 эпох. Исходные изображения перед подачей на вход сети W-Net приводятся к общему разрешению и обрабатываются стандартными техниками аугментации (повороты и отражения). Размер батча составляет четыре изображения.

Исходный датасет для обучения W-Net состоял из 12 исходных изображений и размеченных вручную масок. С помощью аугментации методом эластичной сетки датасет был расширен до 36 изображений разрешением 2048x436 точек. 30 изображений датасета использовались в качестве обучающей выборки, 6 – в качестве тестовой. Такой малый размер обучающей выборки оправдан тем, что входные данные W-Net при обучении также автоматически подвергаются аугментации.

Результаты работы сети W-Net затем подвергаются постобработке с помощью библиотеки OpenCV, а затем с помощью той же самой библиотеки производится поиск замкнутых контуров зёрен на обработанном изображении, подсчёт площадей, ограниченных найденными контурами, а также вывод гистограмм распределения площадей зёрен.

3. Результаты

По окончании процесса обучения были достигнуты следующие значения метрик: val_auc: 0.9237, val_dice: 0.52, val_loss: 0.5004.

В качестве примера полученных результатов использован образец, представленный на рис. 1. Результирующая маска сегментации, полученная на выходе сети W-Net, представлена на рис. 3.

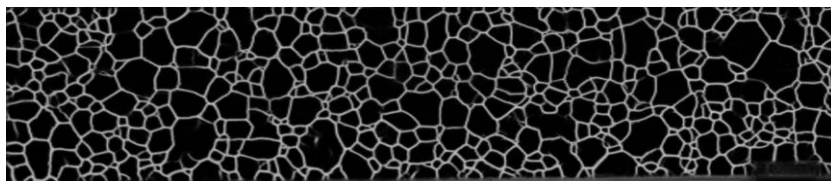


Рис. 3. Маска сегментированного изображения, полученная в результате работы сети W-Net

Поскольку границы, определённые нейронной сетью, местами являются нечёткими, а также имеют в качестве цветов разные градации

серого, полученная маска нуждается в постобработке: контрастировании и дилатации для повышения чёткости границ зёрен. Было использовано гауссово контрастирование с размером окрестности в 5x5 пикселей.

С помощью функции FindContours() библиотеки OpenCV были выделены и аппроксимированы границы зёрен. Было использовано иерархическое построение (RETR_CCOMP), метод аппроксимации границ – CHAIN_APPROX_SIMPLE. На рис. 4 приведено изображение найденных контуров зёрен, на рис. 5 приведены контуры зёрен на размеченной вручную маске.

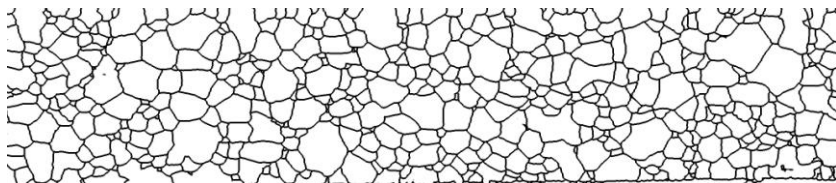


Рис. 4. Найденные и аппроксимированные границы зёрен

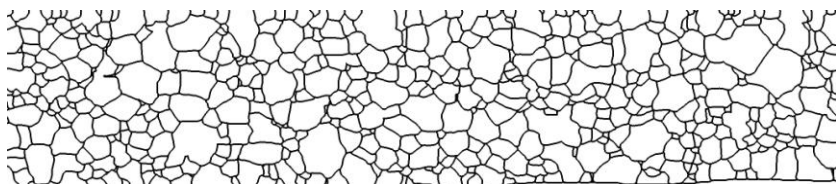


Рис. 5. Границы зёрен на размеченной вручную маске сегментации

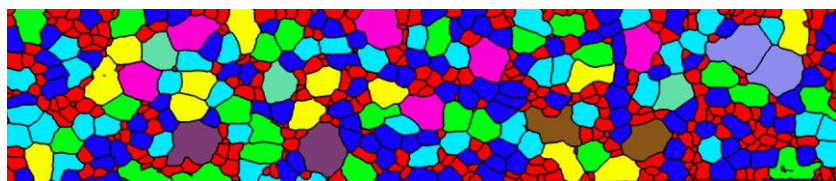


Рис. 6. Аппроксимированные границы зёрен, закрасненные в соответствии с их площадью

По вычисленным границам сегментов были найдены их площади и построена гистограмма распределения площадей. На рис. 5 представлены сегменты, закрасненные в соответствии с цветом столбцов гистограммы. Поскольку предоставленные образцы микрофотографий сталей имеют фиксированный масштаб, значения площадей сегментов,

вычисляемые в пикселях, могут быть по пропорции приведены к квадратным микрометрам, что и было проделано.

На рис. 6 и рис. 7 приведены итоговые гистограммы распределения площадей сегментов для результата работы сети W-Net и размеченной вручную маски соответственно.

Видно, что результат работы предлагаемого алгоритма выделения зерен стали на микрофотографиях близок к эталонному результату для размеченного вручную образца.

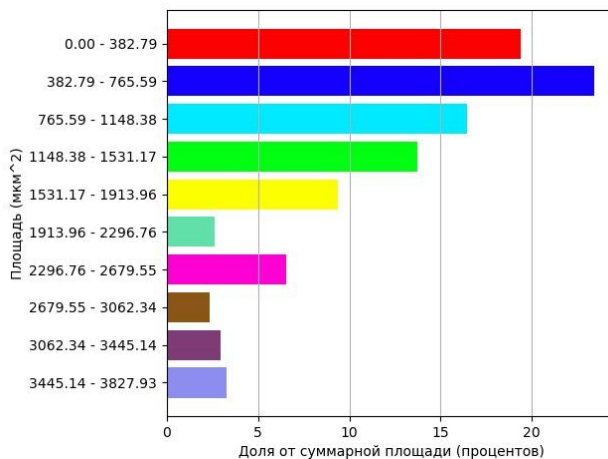


Рис. 7. Гистограмма распределения площадей найденных зёрен

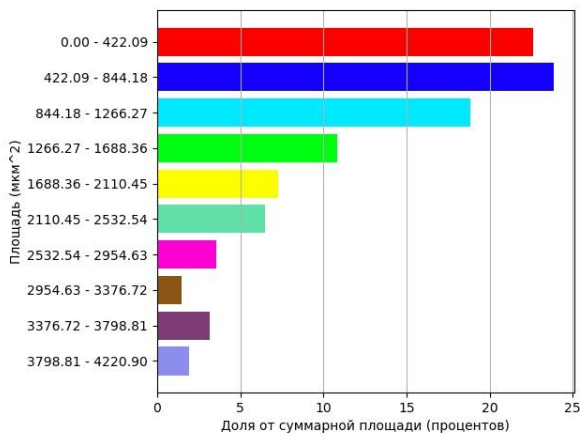


Рис. 8. Гистограмма распределения зёрен на размеченной вручную маске

4. Заключение

В настоящей статье была сформулирована задача количественного металлографического анализа, а также приведён пример использования нейронной сети W-Net для автоматического определения границ зёрен на микрофотографии образца стали. Полученное изображение было подвергнуто постобработке, после чего на нём были выделены и аппроксимированы контуры границ сегментов. Также была построена гистограмма распределения площадей зёрен. Приведённые методы и средства могут быть использованы для упрощения процесса металлографического исследования при производстве сталей.

Список литературы

2. ГОСТ 5639-82 Стали и сплавы. Методы выявления и определения величины зерна (с Изменением N 1). – Взамен ГОСТ 5639-65; Введ. с 01.01.1983. – Москва: Изд-во стандартов, 1988. – 16 с.

3. Ковун, В. А. Разработка моделей и алгоритмов машинного обучения для автоматического металлографического определения наблюдаемых размеров зерен стали / В. А. Ковун, И. Л. Каширина // Актуальные проблемы прикладной математики, информатики и механики : сб. тр. участников I Всерос. научно-практической конф. "Актуальные проблемы прикладной математики, информатики и механики" (Воронеж, 11-13 ноября 2019 г.). – Воронеж, 2020. – С. 249-255.

4. Kovun, V. A. On development of models and algorithms for automated metallographic measurement of visible metal slice grain sizes / V. A. Kovun, I. L. Kashirina. // Journal of Physics: Conference Series, 2020.
5. The Little W-Net That Could: State-of-the-Art Retinal Vessel Segmentation with Minimalistic Models / A. Galdran [и др.] // Electrical Engineering and Systems Science – 2020. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2009.01907>
6. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, New York: Springer, Cham, 2015. – vol. 9351, С. 234-241. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1505.04597>
7. Jonathan Long, Evan Shelhamer, Trevor Darrell Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation // The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015. – С. 3431-3440. Режим доступа: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7298965>
8. Lwnet [Электронный ресурс] : репозиторий исходного кода / Github – База данных – Режим доступа: <https://github.com/agaldran/lwnet>
9. Медведев, В. С. Нейронные сети / В. С. Медведев; под общ. ред. В. Г. Потемкина. – М., ДИАЛОГ-МИФИ, 2001. – 630 с.