

Разработка сверточного слоя нейронной сети для обнаружения дефектов листового металлопроката на дефектоскопических изображениях

К. В. Мартин¹, Д. Г. Привезенцев

Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета
имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых

Россия, г. Муром
¹kvmartin@mail.ru

Аннотация. Рассмотрены основные проблемы своевременного обнаружения дефектов на листовом металлопрокате средствами технического зрения. В ходе анализа установлено, что искусственные нейронные сети типовой структуры не позволяют уменьшить влияние факторов реального производства на цифровые дефектоскопические изображения, а качество обнаружения дефектов будет являться достаточно высоким. Создана нейронная сеть специальной структуры и разработаны специализированные алгоритмы, основанные на созданной сети.

Ключевые слова: дефектоскопическое изображение, дефект металлопроката, техническое зрение, нейронные сети

I. ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время в неразрушающем контроле (НК) для обнаружения дефектов используются различные методы и алгоритмы распознавания образов, адаптированные к конкретному виду НК [1–6].

Однако в более широком контексте задачу можно рассматривать как обнаружение дефектов в текстурированном материале, которой уделено значительное внимание в компьютерном зрении. При этом стоит отметить, что в настоящее время преобладают алгоритмы распознавания на основе искусственных нейронных сетей.

На сегодняшний момент задачи обнаружения дефекта и сегментацию изображения, можно решить с использованием сверточных нейронных сетей [11–13], которые являются относительно новым подходом к решению задач анализа изображений, в частности, для автоматического обнаружения и распознавания дефектов на металлопрокате.

II. ОПИСАНИЕ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Сверточные нейронные сети для обработки дефектоскопических изображений могут иметь в своем составе несколько слоев: входной, сверточный, субдискретизации, полносвязный.

Работа выполнена при финансовой поддержке министерства науки и высшего образования РФ (Госзадание ВлГУ ГБ-1187/20).

Чтобы разработать нейронную сеть для конкретной задачи распознавания дефектоскопических изображений, необходимо пересобрать ее внутренние слои. Одним из главных таких слоев, выступает сверточный.

Сверточный слой применяется как фильтр к дефектоскопическому изображению и представляет собой двумерную матрицу коэффициентов. Вход такого фильтра – это дефектоскопическое изображение, а выход – карта признаков числа более яркого пикселя от отношения фон-дефект. Использование свертки служит получению на выходе найденного дефекта, каждый пиксель которого будет соответствовать степени подобия фрагмента изображения на фильтр. Таким образом, получается карта признаков (рис. 1).

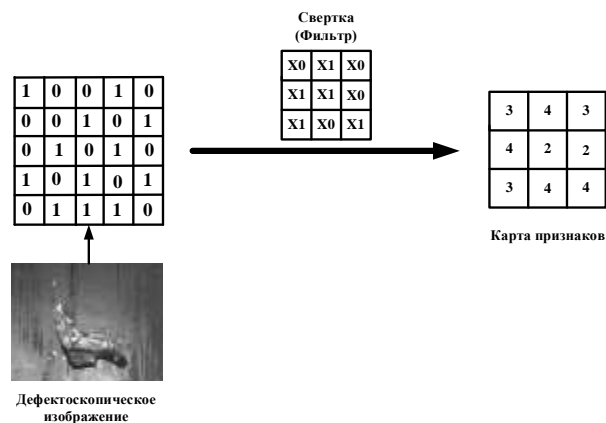


Рис. 1. Двумерная операция свертки для формирования карты признаков

Свертка дефектоскопического изображения X с помощью g обозначается как $X * g$ и вычисляется:

$$(X * g)[m, n] = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L f[m - k, n - l]g[k + K, l + L]$$

где g – ядро размером $(2K + 1) \times (2L + 1)$.

Интересуемые области в дефектоскопическом изображении – это края дефекта, а именно резкое изменение значения функции яркости фона до края дефекта.

Нахождение таких областей можно организовывать на основе анализа производной изображения и фильтрации для подчеркивания края выделенного дефекта.

Вычисляется градиент $\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right]$, который направлен в сторону наибольшего изменения интенсивности. Результатом данного метода является экспериментальные исследования, проведенные на дефектоскопических изображениях.

III. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

В эксперименте участвует набор дефектоскопических изображений, представленных компанией ООО «Север Сталь Диджатал» на открытом конкурсе по техническому зрению Kaggle (рис. 2).



Рис. 2. Исходное дефектоскопическое изображение

Для выделения краев дефекта в сверточном слое сначала применяется фильтр подчеркивание краев (рис. 3).



Рис. 3. Результат фильтрации подчеркивание краев

Далее применяется метод комплексной фильтрации, который в своем составе имеет два фильтра.

Сначала на результирующее изображение с подчеркнутыми краями направляется фильтр Гаусса, затем применяется фильтр подчеркивания краев.

Получаем экспериментальную матрицу для Гауссового размытия:

$$\begin{bmatrix} 1 & 4 & 8 & 10 & 8 & 4 & 1 \\ 4 & 12 & 25 & 29 & 25 & 12 & 4 \\ 8 & 25 & 49 & 58 & 49 & 25 & 8 \\ 10 & 29 & 58 & 67 & 58 & 29 & 10 \\ 8 & 25 & 49 & 58 & 49 & 25 & 8 \\ 4 & 12 & 25 & 29 & 25 & 12 & 4 \\ 1 & 4 & 8 & 10 & 8 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

Затем получается и устанавливается вторая матрица для фильтрации подчеркивания краев, которая имеет следующий вид:

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 3 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 6 & 8 & 6 & 4 & 2 \\ 3 & 6 & 9 & 12 & 9 & 6 & 3 \\ 4 & 8 & 12 & 16 & 12 & 8 & 4 \\ 3 & 6 & 9 & 12 & 9 & 6 & 3 \\ 2 & 4 & 6 & 8 & 6 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 3 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

В результате установки таких параметров для выбранной фильтрации «Разделимая свертка» получается следующий результат на рис. 4.

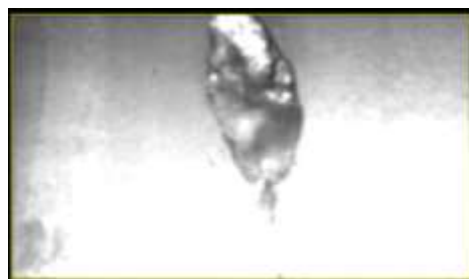


Рис. 4. Результат применения фильтра «Разделимая свертка»

Для нахождения контура применяется «Высокочастотный фильтр» со следующей маской.

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

Большое значение коэффициента центра ядра определяет действие высокочастотного фильтра. По мере того, как центр с большим коэффициентом перемещается по области дефектоскопического изображения с высокой пространственной частотой, новое значение рассматриваемых дефектов на изображении многократно увеличивается.

Меньшие отрицательные значения коэффициента ядра, сгруппированные вокруг центра, уменьшают эффект большого весового фактора. В конечном итоге, большие изменения интенсивности пикселей дефекта на изображении и дефекта внутри дефекта увеличиваются, а фон изображения — это область низкой частоты, остается неизменным, как показано на рис. 5.



Рис. 5. Применение фильтра «Высокая частота»

Так, как только одной фильтрацией в сверточном слое сложно выделить искомый дефект, то для более успешного выделения дефекта в слой включается алгоритм яркостной сегментации. Его задача не только более явно выделить дефект, но и произвести отделение фона на изображении от дефекта.

В результате получается определение дефекта, как показано на рис. 6.

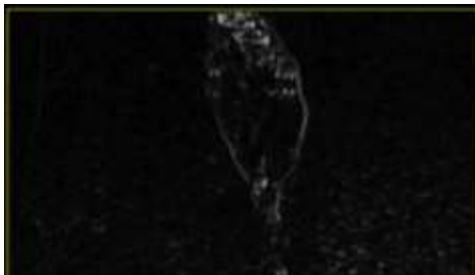


Рис. 6. Применение алгоритма яркостной сегментации

Последним этапом в сверточном слое применяется фильтр детектирования краев краевой, который преобразует сегментированное дефектоскопическое изображение.

Светлые области возвышаются, а темные – врезаются (рис. 7).



Рис. 7. Применение краевого фильтра «Теснение»

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе исследования сверточного слоя глубокой нейронной сети для задачи определения дефектов металлопроката на дефектоскопических изображениях был разработан специализированный сверточный слой, направленный на многократную фильтрацию в процессе сегментации для поиска дефекта и выделения его фона. В работе было задействовано 5200 дефектоскопических изображений.

В разработанной архитектуре сверточного слоя были успешно выделены более 80 % дефектов из исходного набора.

Дальнейшее исследование показало, что такой разработанный сверточный слой глубокой нейронной сети – это предпосылка к новому автоматическому подходу в техническом зрении для определения геометрии дефекта листового металлопроката и возможности вывода его координат и фона и является основой для разработки системы обнаружения дефектов листового металлопроката в условиях производства.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Бархатов В.А. Распознавание дефектов с помощью искусственной нейронной сети специального типа // Дефектоскопия. 2006. № 2, с. 28–39.
- [2] Бархатов В.А. Обнаружение сигналов и их классификация с помощью распознавания образов // Дефектоскопия. 2006. № 4, с. 14–27.
- [3] Бархатов В.А. Распознавание образов класса, заданного параметрически /В.А. Васильев // Дефектоскопия. 2009. № 2, с. 3–17.
- [4] Гурвич А.К. Оценка конфигурации дефектов металлопродукции с плоскопараллельными поверхностями усеченным дельта-методом. // Контроль. Диагностика. 2013. № 10, с. 68–70.
- [5] Краснощеков А.А. Идентификация трещиноподобных дефектов в упругих элементах конструкций на основе эволюционных алгоритмов /Б.В. Соболев, А.М. Соловьев // Дефектоскопия. 2011. № 6, с. 67–75.
- [6] Привезенцев Д.Г., Шамшин М.Н., Мортин К.В., Пугин Е.В. Фрактальная модель цифрового изображения, основанная на нечетких ранговых блоках // Телекоммуникации. 2020. № 11. С. 13-16.
- [7] Бутенко В.В. Поиск объектов на изображении с использованием алгоритма адаптивного усиления / В.В. Бутенко // Молодой ученый. 2015. №4. С. 52–56.
- [8] Артемов А.А. Проблема поиска объектов на изображениях с помощью компьютерного зрения на основе информации о цвете /А.А. Артемов, М.В. Кавалеров, Г.С. Кузнецов // Вестник ПНИПУ. Электротехника, информационные технологии, системы управления. 2011. № 5.
- [9] Акимов А.В. Модели и алгоритмы искусственного размножения данных для обучения алгоритмов распознавания лиц методом Виолы-Джонса / А.В. Акимов, А.А. Сирота // Компьютерная оптика. 2016. № 6. С. 899–906.
- [10] Viola P. Robust real time face detection /P. Viola., M. Jones // International Journal of Computer Vision. 2004. № 57(2). С. 137–154.
- [11] Girshick R. Fast R-CNN / R. Girshick // International Conference on Computer Vision (ICC). 2015.
- [12] Girshick, R. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks / R. Girshick, R. Shaoqing, H. Kaiming // Neural Information Processing Systems (NIPS). 2015.
- [13] Привезенцев Д.Г., Мортин К.В., Жизняков А.Л., Титов Д.В. Разработка сверточного слоя глубокой нейронной сети для определения дефектов металлопроката // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. 2021. Т. 64. № 3. С. 202–207.