

ПОДХОД К ПОДАВЛЕНИЮ ШУМОВ ИЗОБРАЖЕНИЯ ПУТЕМ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Адамов Н. А., Шилин Л. Ю.

Кафедра информационных технологий автоматизированных систем, Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники

Минск, Республика Беларусь

E-mail: adamov.nikooo@gmail.com, dekfitu@bsuir.by

В статье рассматриваются подходы к увеличению качества изображения посредством уменьшения шумов используя разновидность нейронных сетей.

ВВЕДЕНИЕ

В связи с резким увеличением количества цифровых снимков, полученных с различных фотокамер, растет спрос на более точные и визуально приятные изображения. Однако изображения, сделанные современными камерами, неизбежно ухудшаются из-за шумов, что приводит к ухудшению качества визуального изображения. Поэтому фундаментальной проблемой в области обработки изображений является эффективное уменьшение шумов при сохранении важных для последующего распознавания деталей изображения. Для решения проблемы удаления шумов были разработаны многочисленные подходы, при этом каждый имеет свои преимущества и недостатки.

Данная работа обобщает некоторые устоявшиеся подходы в области шумоподавления, а также рассматривает нейронные сети как инструмент, позволяющий избежать недостатков традиционных алгоритмов. Основное внимание уделяется реализованным моделям сверточных нейронных сетей (Convolutional neural networks - CNN) которые были разработаны для реализации самых разных задач, связанных с компьютерным зрением.

I. Анализ традиционных подходов

Классическим подходом шумоподавления является подход на основе анализа некоторой окрестности. Методы данного подхода шумоподавления направлены на удаление шумов путем вычисления корреляции между соседними пикселями или их группой. На основе корреляции в дальнейшем вычисляются новое значение.

Данный подход можно разделить на две группы: методы пространственной фильтрации и вариационные методы шумоподавления. Пространственная фильтрация изображений – это метод предварительной фильтрации изображения, при котором обработка происходит посредством последовательного применения некоторого оператора к каждой точке изображения. Поскольку фильтрация является одним из основных способов обработки изображений, для уменьшения шумов было создано множество пространственных фильтров, которые мож-

но разделить на два типа, – линейные и нелинейные. Линейные фильтры являются наиболее старыми из применяемых, например, фильтрация по среднему значению. Данный вид фильтрации хорошо справляется с Гауссовским шумом, однако слишком сильно сглаживает изображения с высоким стандартным нормальным распределением шумов. Эту проблему частично решила фильтрация Винера [1], однако ее основной недостаток – проблемы в области резкого изменения контекста.

Большее распространение сейчас имеют нелинейные методы фильтрации, например, медианная фильтрация, взвешенная медианная фильтрация и билатеральный фильтр. Медианные фильтры и их модификации достаточно часто применяются на практике как средство предварительной обработки изображения. Их основным преимуществом является возможность подавлять одиночные импульсные помехи и случайные шумовые выбросы, однако подавление белого и гауссовского шума малоэффективно. Билатеральный фильтр является более мощным инструментом в глубокой обработке изображения. Это происходит за счет вычисления интенсивности каждого пикселя, как взвешенного среднего интенсивностей соседних пикселей. Это требует больших вычислительных ресурсов, однако позволяет более качественно обработать изображение.

В общем, традиционные алгоритмы показывают высокое качество удаления шумов и позволяют выполнить различные виды обработок с различной степенью качества. Однако в угоду качеству приходится жертвовать производительностью, что делает их неэффективными.

II. Современные подходы

В последнее время подходы, основанные на нейронных сетях, показывают хорошую производительность во многих задачах компьютерного зрения. Это, прежде всего, связано с постоянно растущей вычислительной мощностью компьютеров и технологиями, позволяющими портировать рутинные операции работы с числами с центрального процессора (CPU - central processing unit) на графический процессор (GPU - graphics

processing unit). Что позволяет строить и тестировать огромные модели работающих сетей на обычных персональных компьютерах, а так же делегировать задачу обработки вычислительным центрам по сети.

Первой успешно реализованной моделью нейронной сети считается многослойный перцептрон. Данная модель имеет свои преимущества в некоторых областях машинного обучения, однако для работы с изображением не подходят в силу своей архитектурной специфики, которая подразумевает принятие на вход вектора-строки соответствующего пиксельной сетке изображения. Из-за этого сеть становится громоздкой и труднообучаемой. Для решения этой проблемы была разработана другая архитектура сети, которая впоследствии стала называться сверточной [2]. Данная технология отлично зарекомендовала себя в задачах распознавания объектов и лиц, активно используется в медицине для анализа снимков, навигации автомобилей, оснащенных автономными системами, в системах защиты и других сферах.

Суть предложенного подхода заключается в конструировании слоев таким образом, что бы сеть принимала на вход массивы матриц числа, соответствующих группе пикселей конкретной области изображения. Что позволило уменьшить размер модели и сохранить высокую степень устойчивости к масштабированию, преобразованиям и другим видам деформации.

Сверточные нейронные сети уже используются и в задачах шумоподавления. Наиболее популярными являются DnCNN и FFDNet. DnCNN разработана Харбинским технологическим институтом [3] и направлена на удаления гауссовского шума с любым стандартным нормальным распределением и улучшения резкости изображения. Сеть состоит из нескольких блоков слоев, первый это сверточный слой (64 фильтра размером $3 \times 3 \times C$, где C – это количество цветов, составляющих изображение), затем идет блок из сверточных слоев с фильтрами размером $3 \times 3 \times 64$. Заключительным блоком служит слой, который применяется для восстановления выходных данных. Первый и второй блок имеют функцию активации ReLU. DnCNN не хватает гибкости для работы с пространственно изменяющимся шумом, что ограничивает их применение в практическом шумоподавлении.

Для решения данной проблемы была разработана FFDNet [4]. FFDNet с точки зрения архитектуры похожа на DnCNN, однако имеет существенные преимущества. Например, способность эффективно обрабатывать широкий диапазон уровней шума или настраивать карту уровня шума в качестве входных данных. Так же входной блок распределяет изображение в соот-

ветствии с разрешением изображения. Это позволяет уменьшить сложность алгоритма. Слой на выходе восстанавливает нелинейную выходную информацию к разрешению картинки на момент входа. Данное усовершенствование предназначено для поиска оптимального решения по сложности архитектуры и качеству выходных данных.

Как было сказано выше, при схожей архитектуре, но с незначительными доработками, например, входного слоя, можно увеличить производительность и качество сети. Предлагаемый подход заключается в захвате достаточного количества реальных обучающих пар, чтобы можно было охватить большее пространство шумов изображения. Помимо обучающих данных, надежная архитектура и надежное обучение также играют важную роль шумоподавителя CNN. Для надежной архитектуры многообещающим направлением является разработка глубокой многомасштабной CNN, которая включает в себя процедуру распознавания конкретного шума. Это можно реализовать в виде дополнительного входного слоя, который анализирует шумы изображения и сам принимает решение о дальнейшей очистке от шума. Ожидается, что такая сеть унаследует преимущества многомасштабности, это связано с тем, что уровень шума снижается при больших масштабах.

III. Выводы

На основании представленной информации можно сделать вывод, что использование сверточных нейронных сетей в задачах обработки изображений, а в частности шумоподавления, имеет множество возможностей для работы с разного вида шумов и позволяет увеличивать производительность и качество обработки в сравнении с традиционными алгоритмами шумоподавления. Ожидается, что предложенный подход станет качественным усовершенствованием и дополнением к уже существующим CNN.

IV. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Восстановление изображения с помощью фильтрации Винера [Электронный ресурс] / Habr – Режим доступа: <https://habr.com/ru/post/424987>. - Дата доступа: 11.10.2022.
2. Сикорский, О.С. Обзор свёрточных нейронных сетей для задачи классификации изображений / О. С. Сикорский // Новые информационные технологии в автоматизированных системах – Москва, 2017. – 150 с.
3. Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising [Electronic Resource] / GitHub. – Mode of access: <https://github.com/cszn/DnCNN>.
4. Kai, Z. FFDNet: Toward a Fast and Flexible Solution for CNN based Image Denoising / Z. Lei, Z. Wangmeng, Z. Kai // IEEE Transactions on Image Processing – 2018. – Volume 27. Issue 9 DOI: 10.1109/TIP.2018.2839891.