

УДК 004.032.26

АНАЛИЗ КАЧЕСТВА СЖАТИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ МНОГОСЛОЙНЫМИ ПЕРСЕПТРОНАМИ

Шепелев Ю. М., Солдатова О. П.

Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика
С. П. Королёва (национальный исследовательский университет), г. Самара

Сжатие изображений нейросетевыми моделями – сложная задача, для решения которой разработан ряд методов. Самым известным из них является сжатие многослойным персептроном с архитектурой «бутылочного горлышка» [1]. Несмотря на его частое применение, в научной литературе отсутствуют конкретные сведения о влиянии архитектурных параметров нейронной сети на качество обучения и работы.

Для анализа качества сжатия была разработана автоматизированная система, позволяющая конструировать многослойные персептроны с архитектурой «бутылочного горлышка» с настраиваемыми параметрами: количеством скрытых слоёв, размером входного, выходного и скрытых слоёв. В системе производится автоматическое обучение персептрона на выбираемой пользователем группе изображений методом обратного распространения ошибки в сочетании с методом наискорейшего спуска.

С помощью этой системы были созданы три сети, осуществляющие сжатие изображений в четыре раза и их последующее восстановление. Многослойные персептроны имеют конфигурации 64-16-64, 64-16-16-64 и 64-32-16-16-32-64. В обозначении конфигурации первое и последнее числа – размеры входного и выходного слоёв, числа между ними – размеры скрытых слоёв. Сети обучались на одной и той же выборке из 53 изображений размера 256×256 в градациях серого.

Основным параметром обучения является его длительность, измеряемая циклами обучения. На рисунке 1 приведена гистограмма, показывающая соотношение длительностей обучения для различных сетей. Гистограмма построена для первых десяти изображений обучающей выборки.



Рис. 1. Сравнительный анализ процесса обучения различных сетей

Гистограмма показывает, что с количеством скрытых слоёв сильно увеличивается количество циклов обучения. Это объясняется тем, что вместе с количеством скрытых слоёв увеличивается число нейронных связей, подлежащих коррекции для минимизации целевой функции квадратичной ошибки. В целом сети обучаются достаточно длительное время. Очевидно, это связано с длительной сходимостью метода обратного распространения ошибки с наискорейшим спуском.

Также следует заметить ещё один недостаток этого метода. Нетрудно показать, что для изображения, каждый пиксель которого кодируется 8 битами, квадратичная ошибка обучения сети с 64 нейронами выходного слоя не должна превышать

$$\frac{1}{2^{8^2} \cdot 64} \approx 2,4 \cdot 10^{-7},$$

что не всегда практически достижимо с использованием данного метода обучения. В системе в качестве критерия останова обучения используется максимальное значение ошибки, равное 10^{-4} . Меньшие значения ошибки не всегда приводят к завершению обучения. Однако такое значение ошибки ведет к серьёзным неточностям обучения сети, что отражается на работе с реальными данными. На рисунке 2 показаны примеры работы сетей на реальных данных.

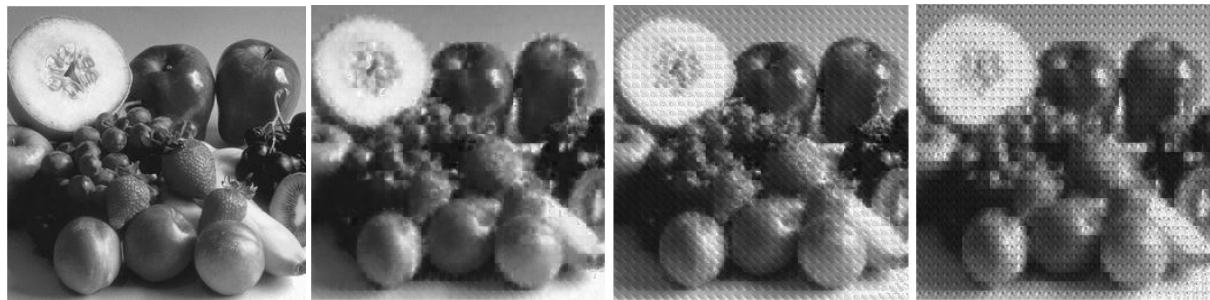


Рис. 2. Сравнение работы сетей на реальных данных
(исходное изображение и изображения, восстановленные после сжатия сетями
64-16-64, 64-16-16-64, 64-32-16-16-32-64)

Сеть с одним скрытым слоем, как видно, не позволяет с высокой точностью восстановить изображение. Полученное изображение имеет размытые контуры, высокий уровень зашумленности. При увеличении количества скрытых слоёв до двух разница очевидна: изображение стало более контрастным. Однако прослеживается сегментация, которая, по всей видимости, связана с тем, что необходимая ошибка обучения не достигается. Дальнейшее увеличение количества скрытых слоёв не приводит к существенному улучшению результата. Сегментация становится ещё более явной, в то время как качественные изменения внешне незаметны.

Проведённые исследования позволяют сделать вывод о том, что лучше всего с решением задачи сжатия и восстановления изображений справляются сети с двумя скрытыми слоями. Однако в целом качество восстановления сжатых изображений невысокое: на восстановленном изображении можно различить контуры и основные цвета, но процесс восстановления не обеспечивает точного сходства с исходным. Кроме того, для обучения следует использовать более современные методы, которые позволят достичь априорно заданной ошибки и, что также немаловажно, ускорить этот процесс.

Библиографический список

1. Солдатова, О. Сжатие визуальных данных с использованием многослойного персептрона [Текст] / О. Солдатова, Ю. Шепелев // Перспективные информационные технологии (ПИТ 2015): труды Международной научно-технической конференции – Самара, 2015. – Том 1.