

	вперед
Отвращение	Плечи вперед, голова вниз
Скука	Сложенная поза, голова назад, не обращенная к собеседнику
Гнев	Голова назад, задняя поверхность грудной клетки опущена, руки подняты вперед и вверх, плечи подняты

Для успешной работы самого алгоритма требуется наличие видеопоследовательности, так как большинство жестов все-таки выражаются в динамике. При помощи обученной достаточной выборкой, свёрточной нейронной сети определяются координаты необходимых опорных точек скелета. Далее с помощью «таблицы эмоций» определяются сами эмоции.

Литература

1. Argyle, Michael. 1975. Bodily Communication. Vol. 581. Methuen London.
2. Atkinson, Anthony P., Winand H. Dittrich, Andrew J. Gemmell, and Andrew W. Young. 2004. "Emotion Perception from Dynamic and Static Body Expressions in Point-light and Full-light Displays." Perception-London 33: 717–746.

УДК 004.627

СЖАТИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ СВЕРТОЧНОГО АВТОЭНКОДЕРА

студент Щасный К.А.

Научный руководитель - Головатая Е.А.

Белорусский государственный университет
Минск, БГУ

Новые форматы медиа, достижения в аппаратной области, а также разнообразные требования и типы контента создают потребность в алгоритмах сжатия более гибких, чем существующие кодеки. Нейронные сети (и конкретно автоэнкодеры [1]) имеют значительный потенциал в этом отношении, но присутствуют и некоторые недостатки, в частности, проблемы с составлением обучающей выборки, а также трудности с оптимизацией в силу недифференцируемости некоторых этапов сжатия (в частности, квантования).

В качестве исследуемой сети был выбран автоэнкодер, благодаря его способности выделять во входных данных только наиболее характерные для них признаки за счёт сокращения нейронов в скрытом слое.

В данной работе рассматривается свёрточный автоэнкодер (CAE), который основан на использовании свёрточных нейронных сетей в качестве кодера и декодера. Это позволяет использовать все преимущества свёрточных сетей, а именно: разреженность коэффициентов, что позволяет сети более эффективно описывать сложные взаимоотношения между большим количеством переменных; разделение параметров, позволяющее сократить количество хранимых параметров; эквивариантность представления, позволяющую сети успешно обрабатывать одни и те же объекты, которые находящиеся на ряде изображений в разных местах или имеющих переменный масштаб.

В качестве обучающей выборки использовался набор изображений MNIST. Сеть состоит из кодера и декодера, включающих в себя 2 сжимающие (разжимающие) единицы, состоящие из свёрточного слоя и слоя субдискретизации.

В процессе обучения подбирались количество фильтров, наиболее оптимальные результаты дали значения $N_1 = 8$ и $N_2 = 4$. Эти параметры позволяют получить

визуально неразличимые по сравнению с большим количеством фильтров результаты при большей скорости обучения.

В качестве функции потерь использовалась кросс-энтропия, а в качестве оптимизатора – алгоритм стохастического градиентного спуска с адаптивной оценкой моментов (adam). В роли меры качества восстановленного изображения (рисунок 1) использовался критерий соотношения сигнал/шум (PSNR) [2].

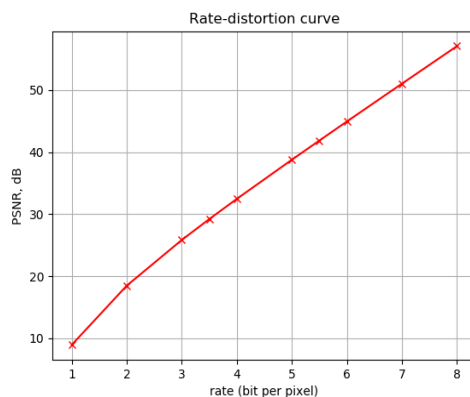


Рис. 1. Зависимость степени сжатия (бит/пиксель) от оценки сигнал/шум (PSNR)

В работе удалось достичь главной цели исследования – сжать данные. Несмотря на неполную репрезентативность используемых в обучении изображений, полученные результаты показывают возможность использования этого алгоритма для сжатия. В перспективе нейронную сеть планируется обучить для работы с реальными полноразмерными изображениями.

Литература

1. Goodfellow I. Deep learning / I. Goodfellow, Y. Benjio, A. Courville. — Cambridge : MIT press, 2016. — 800 p.
2. Toderici G. Full Resolution Image Compression with Recurrent Neural Networks / G. Toderici, D. Vincent, N. Johnston //CVPR. – 2017. – P. 5435-5443.

УДК 004.75

ДЕЦЕНТРАЛИЗОВАННЫЙ РЕЕСТР РЕЗЮМЕ НА БАЗЕ ТЕХНОЛОГИИ БЛОКЧЕЙН

магистрант Баслак О.В.,

Научный руководитель – академик НАН Беларуси Чернявский А.Ф.

Белорусский государственный университет

Минск, Беларусь

В современном мире стоит вопрос о подделке данных, содержащихся в резюме, таких как аттестат или диплом об образовании, сертификаты о прохождении курсов, опыт работы и обязанности. Зачастую появляется необходимость доказать наличие образования, полученного десятки лет назад, но диплом потерян, и необходимо его восстановление, бумага в архиве университета выцвела, или сам архив уничтожен, либо само учебное заведение было расформировано.

Реестр резюме, построенный с использованием технологии блокчейн, дает следующие преимущества:

- простое подтверждение подлинности данных,