

как в динамических методах используется последовательность изображений. Кроме информации о каждом изображении в последовательности, динамические методы учитывают временную связь между смежными изображениями [3].

Основной проблемой использования сверточных нейронных сетей при решении задачи распознавания человеческих эмоций по фото является отсутствия достаточной обучающей выборки, из-за чего возникает проблема переобучения сети. Также проблемой является наличие избыточной информации на изображениях, используемых для обучения сети таких как позиция головы и неравномерное освещение [4].

Среди доступных в настоящее время наборов данных для анализа выражения человеческого лица можно выделить SFEW/AFEW [5], который в отличие от большинства доступных наборов данных, не был создан в строго контролируемых лабораторных условиях.

Для набора данных SFEW/AFEW реализован SPI (Strictly Person Independent) протокол, позволяющий проводить оценку алгоритмов распознавания человеческих эмоций. Метриками для измерения производительности систем распознавания эмоций являются точность, полнота и специфичность [6].

Список использованных источников:

1. Paul Ekman - Basic Emotions (1970)
2. Yue Wu and Qiang Ji - Facial Landmark Detection: a Literature Survey (2016)
3. Xiangyun Zhao - Peak-Piloted Deep Network for Facial Expression Recognition (2017)
4. Shan Li and Weihong Deng - Deep Facial Expression Recognition: A Survey (2018)
5. Abhinav Dhall - Acted Facial Expressions In The Wild Database (2011)
6. Abhinav Dhall - Static Facial Expression Analysis in Tough Conditions: Data, Evaluation Protocol and Benchmark(2011)

ПРОГРАММНОЕ СРЕДСТВО КЛАССИФИКАЦИИ ОБРАЗОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

Кирвель А.И.

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Иванов Н.Н. – кандидат физ-мат наук, доцент

В сообщении дано краткое описание приложения, разделяющего множество цветных фотографий лиц людей на 2 класса: мужские и женские лица. Предполагается, что фотографии имеют обычное качество студийной фотосъемки с размером 9x9 см., фото в фас или 3/4. Для классификации построена сеть глубокого обучения элементами инструмента Deep Learning Toolbox пакета прикладных программ MATLAB.

В основу архитектуры построенной нейронной сети положена предобученная сверточная нейронная сеть глубокого обучения AlexNet. Сверточная нейронная сеть AlexNet была разработана Алексом Крижевским и опубликована совместно с Илейей Суцкевером и Джеффри Хинтоном [1]. В 2012 году данная сверточная нейронная сеть одержала победу в конкурсе по распознаванию изображений ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge с отрывом в 10,8% ошибок от ближайшей сети-конкурента. В оригинале сеть имела выходной слой из 1000 нейронов, подразумевала разделение образов на 1000 классов. Для поставленной задачи количество выходных нейронов сети было уменьшено до 2 в соответствии с поставленной задачей. Построенная сеть была обучена на основе базы образов Caltech 101, содержащей изображения лиц людей размером 300x300 пикселей [2]. Предварительно размеры фотографий были приведены к 227x227 пикселей согласно числу входных нейронов. Исходный набор изображений был разделен на обучающую (80%) и тестовую (20%) выборки. Для процесса обучения с алгоритмом Левенберга-Марквардта оказалось достаточно 10 эпох.

Обученная сверточная нейронная сеть извлекает черты лиц, применяя стандартные ядра свертки, такие как фильтры Собеля, Роджерса, Превитта. Для уменьшения размерности данных и сокращения времени работы приложения применялись операции подвыборки. Далее приложение обрабатывает полученные черты по методу опорных векторов (SVM), принадлежащему семейству линейных классификаторов, который также может рассматриваться как специальный случай регуляризации по Тихонову, получая окончательный результат. Анализ работы алгоритма выполнялся на случайной выборке фотографий из всемирной паутины. Эти фотографии лиц не использовались при обучении нейронной сети.

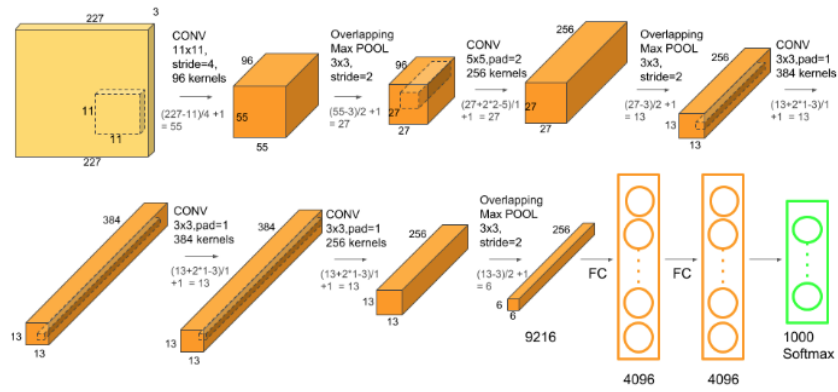


Рисунок 1 – Структура сверточной нейронной сети AlexNet

Нейронная сеть имеет 8 скрытых слоев нейронной обработки данных, а именно: 5 сверточных слоев, за тремя из которых следуют слои подвыборки (иначе слои пулинга либо слои субдискретизации), и 3 полносвязных слоя, которые завершаются реализацией алгоритма опорных векторов. Сеть использует функцию активации ReLU (rectified linear unit). Все 40 тестовых фотографий были распознаны правильно. Таким образом, получено программное средство для классификации лиц мужчин и женщин.

Список использованных источников:

1. Krizhevsky, A. ImageNet classification with deep convolutional neural networks / A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton // Communications of the ACM. – 2017. – Vol. 60, № 6. – P. 84–90.
2. Fei-Fei, L. Learning generative visual models from few training examples: An incremental Bayesian approach tested on 101 object categories / L. Fei-Fei, R. Fergus, P. Perona // Computer Vision and Image Understanding. – 2007. – Vol. 106, № 1. – P. 59–70.

МЕТОДИКА РАСПОЗНАВАНИЯ ПОКАЗАНИЙ СТРЕЛОЧНЫХ ПРИБОРОВ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ

Коваленко Г.О.

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Одинец Д.Н. – к.т.н., доцент

Системы автоматизации, внедряемые в технологические процессы на предприятии, зачастую подразумевают замену или дублирование операторов, которые следят за состоянием технологического процесса (стрелочным приборам). Предлагается вариант специализированного программного средства, которое позволяет без участия оператора выполнять распознавание показаний стрелочного прибора.

В последние десятилетия двадцатого века массовое производство стрелочных измерительных приборов достигло значительных объемов. К трудностям, возникающим при работе с аналоговыми стрелочными приборами, можно отнести отсутствие электрического выхода для индикации результатов измерений. Одним из вариантов решения проблемы распознавания показаний прибора при отсутствии данного выхода является применение методов на основе анализа изображения.

Использование систем компьютерного зрения помогает при решении множество практических задач. Одной из классических задач в компьютерном зрении, обработке изображений и машинном зрении является распознавание объектов на изображении. В данный момент существует множество методов для решения этой задачи. На выбор конкретного метода влияет тип объекта, который необходимо обнаружить на изображении, а также определенные условия, к которым относятся освещение, фон и положение объекта относительно камеры [1].

Методика определения показания стрелочного прибора, разработанная в рамках диссертационного исследования, основана на определении угла отклонения стрелочного указателя с помощью следующего алгоритма:

- 1) получение изображения;
- 2) приведение изображения к градациям серого;
- 3) применение фильтра Гаусса;
- 4) применение медианного фильтра;
- 5) применение преобразования Хафа для нахождения окружности;