

А. Н. КОКОУЛИН, А. И. ТУР

Пермский национальный исследовательский политехнический университет (ПНИПУ), Пермь

СИСТЕМА ОПТИЧЕСКОЙ СОРТИРОВКИ МУСОРА С ПРИМЕНЕНИЕМ ВЗАИМОСВЯЗАННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Для сортировки мусора могут быть использованы специальные устройства распознавания материал объекта. Мы разрабатываем проект, основанный на распознавании объектов нейронными сетями по изображению. Задачами является формулировка основных проблем реализации подобных систем и предложение решений для их преодоления. В статье рассмотрены метод оптимизации работы нейронной сети, метод создания взаимосвязанных нейронных сетей и способ предварительного анализа изображения.

Введение. Разделение мусора – практика сбора и сортировки мусора с учётом его происхождения и пригодности к переработке или вторичному использованию. Для выполнения этого могут быть использованы специальные устройства. Они распознают материал объекта и с помощью устройств сортировки разделяют мусор на отдельные фракции. И если системы сортировки уже имеют оптимальные решения, то вот системы распознавания материала всё ещё имеют достаточно большое количество вариантов. [1] Мы разрабатываем проект, основанный на распознавании объектов нейронными сетями по изображению. Этот метод требует больших усилий в реализации, но позволяет значительно сэкономить на стоимости готового изделия. Он основан на использовании области интереса (англ. Region of Interest, ROI). [2, 3]

Главным преимуществом такого варианта является малая ресурсозатратность вычислительной платформы и относительно высокая скорость обработки. Это достигается за счёт предварительной подготовки изображения. Однако данный метод всё ещё будет страдать от случаев, когда признаки классов будут совпадать. Для распознавания сложных образцов (примеры, находящиеся на границе классов – Adversarial training (рис. 1)) мы предлагаем и группы нейронных сетей управляемых мажоритарным способом. Параллельное использование нескольких нейронных сетей позволяет снизить влияние этого фактора на конечный результат, но при этом значительно повышает ресурсозатратность. [4]



Рис. 1. Ошибочно распознанные деформированные объекты, принадлежащие разным классам

Задача работы сводится к формированию и тестированию алгоритма взаимодействия комплекса нейронных сетей для совместной работы. Для тестов используются фотографии реальных объектов из функционирующего автомата. Объекты преимущественно представлены повреждёнными контейнерами трёх классов – бутылки из полиэтилентерефталата (далее класс 1), бутылки из полиэтилена низкого давления (далее класс 2), алюминиевые банки (далее класс 3).

Основная часть. Суть алгоритма заключается в реализации согласованной работы некоторого количества нейронных сетей. Принципы и методы обучения при постановке этого эксперимента не имеют значение, так как не будут оказывать прямого влияния на предлагаемый метод. Для оценки возможностей сетей необходимо провести серию тестовых распознаваний идентичных объектов для получения начальной статистики их эффективности.

Допустим, что в нашем распоряжении имеется три варианта обученной нейронной сети (табл. 1, 2 и 3):

Таблица 1

Результаты тестов нейронной сети, обученной на первом наборе изображений					
Класс	Ошибки (все)	Точность	Ошибки (1 класс)	Ошибки (2 класс)	Ошибки (3 класс)
1	144	53%	-	92	52
2	36	87%	35	X	1
2	11	95%	8	3	X
Итого	191	78%	43	95	53

Таблица 2

Результаты тестов нейронной сети, обученной на втором наборе изображений					
Класс	Ошибки (все)	Точность	Ошибки (1 класс)	Ошибки (2 класс)	Ошибки (3 класс)
1	84	72%	X	72	12
2	153	48%	149	X	4
2	6	96%	5	1	X
Итого	243	73%	154	73	16

Таблица 3

Результаты тестов нейронной сети, обученной на третьем наборе изображений					
Класс	Ошибки (все)	Точность	Ошибки (1 класс)	Ошибки (2 класс)	Ошибки (3 класс)
1	76	75%	X	61	15
2	50	84%	34	X	16
2	35	87%	25	10	X
Итого	161	82%	59	71	31

Общая точность распознавания выше у третьего варианта (82 %), однако она чаще ошибается в определении классов HDPE и AL по сравнению со вторым вариантом. Эти данные получены при анализе тестовой выборки, состоящей из 900 изображений (300 уникальных изображений каждого из классов). Анализ проводился для каждого из трёх вариантов нейронных сетей. Результаты проанализированы как по общим параметрам, так и по каждому классу в отдельности.

Как видно из результатов, ни одна обученная нейронная сеть не может показать достаточно качественного распознавания объекта и часто путает классы. Это происходит, прежде всего, из-за того, что тестовая выборка содержит фотографии реальных объектов, которые деформируются пользователями перед сдачей в автомат, а так же объектов изначально достаточно похожих друг на друга (рис. 2). Добиться идеального распознавания в подобных случаях сложно, так как часть признаков классов имеют много общего и могут быть не восприняты даже человеком.

Для правильной совместной работы нейронных сетей определяются веса, контролирующие степень доверия результатам распознавания. Они могут быть выбраны равновесно (в зависимости от количества нейронных сетей) или асимметрично (в зависимости от точности распознавания каждой конкретной сети). В табл. 4 приведён пример асимметричных весов для рассмотренных выше нейронных сетей, рассчитанный исходя из их точности определения каждого из классов (1):

$$f_{i,j} = \frac{N_i - R_{i,j}}{\sum_{j=1}^3 N_i - R_{i,j}} \quad (1)$$

где i – номер класса, j – номер нейронной сети, N – количество изображений класса в тестовой выборке, R – количество ошибок при распознавании класса нейронной сетью. Таким образом, в случае, если первая и третья нейронные сети (с большим суммарным асимметричным весом) сообщат, что объект принадлежит классу PET, а вторая (с меньшим асимметричным весом) – HDPE, то окончательное решение будет – PET. Подобное решение значительно уменьшает чувствительность системы в целом к пересекающимся классам и позволяет обучать нейронные сети лишь с упором на один конкретный класс.

Таблица 4

Результаты расчёта асимметричных весов для системы распознавания			
Класс	Вес первого набора изображений	Вес второго набора изображений	Вес третьего набора изображений
1	0,26	0,36	0,38
2	0,40	0,22	0,38
3	0,34	0,35	0,31

Результаты итоговых тестов представлены в табл. 5 и на рис. 2.

Таблица 5

Результаты тестов мажоритарной системы нейронных сетей с асимметричными весами					
Класс	Ошибки (все)	Точность	Ошибки (1 класс)	Ошибки (2 класс)	Ошибки (3 класс)
1	82	71%	X	60	12
2	45	84%	30	X	15
3	10	98%	5	5	X
Итого	137	85%	35	65	27

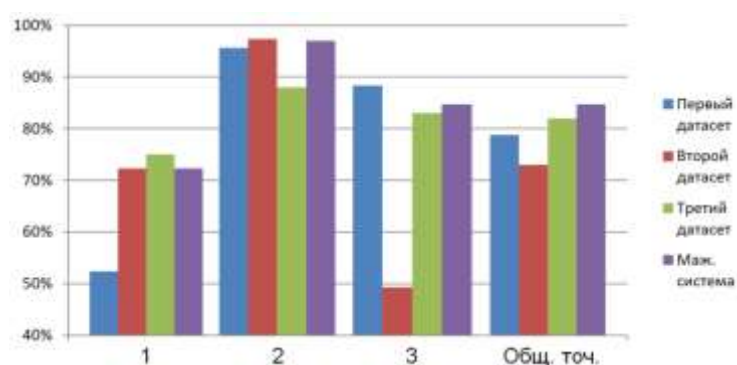


Рис. 2. Сопоставление результатов распознавания классов отдельными нейронными сетями и мажоритарной системой

Заключение. В данном частном случае наблюдается компенсация в «провалах» эффективности распознавания каждой отдельной сети за счёт подключения сетей более правильно распознающих конкретный класс. В соответствии с этим, общая эффективность распознавания тоже увеличивается.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Younes H., Ibrahim A., Rizk M., Valle M.** A Shallow Neural Network for Real-Time Embedded Machine Learning for Tensorial Tactile Data Processing IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers IEEE Trans. Circuits Syst. I Circuits and Systems I: Regular Papers, IEEE Transactions on. Pp(99):1-13.
2. **Tur A.I., Kokoulin A.N., Yuzhakov A.A., Polygalov S.V., Troegubov A.S. Korotaev V.N.** Beverage Container Collecting Machine Project. *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science*. 2019. Vol. 317. Art. 012006. 9 p.
3. **Kokoulin A.N., Kiryanov D.A.** The Optical Subsystem for the Empty Containers Recognition and Sorting in a Reverse Vending Machine. *2019 4th International Conference on Smart and Sustainable Technologies, SpliTech 2019*.
4. **Tur A.I., Kokoulin A.N., Yuzhakov A.A., Knyazev A.I.** Hierarchical Convolutional Neural Network Architecture in Distributed Facial Recognition System. *Proceedings of the 2019 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIcon Rus)*. P. 1-5.

A.N.Kokoulin, A.I.Tur (Perm National Research Polytechnic University, Perm)

Optical waste sorting system – interconnected neural networks

Special devices can be used to sort waste. They recognize the material of the object and using sorting devices divide the waste into separate fractions. Sorting systems already have optimal solutions. Material recognition systems still have a fairly large number of options. We are developing a project based on the recognition of objects by neural networks from the image. The objectives of this article are the formulation of the main problems of implementing such systems and the proposal of solutions to overcome them. The article considers the method of optimizing the operation of the neural network, the method of creating interconnected neural networks and the method of preliminary image analysis.