

МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ ПРИМЕНИТЕЛЬНО К ЗАДАЧЕ КЛАССИФИКАЦИИ СЕМЯН ЗЕРНОВЫХ КУЛЬТУР В ВИДЕОПОТОКЕ

Власов А. В., Фадеев А. С.

Томский политехнический университет
andark@tpu.ru

Введение

В современном аграрном производстве процессы заготовки семян должны активно развиваться, чтобы следовать запросам общества. Традиционные методы очистки семян сейчас улучшаются за счет применения компьютерной обработки. Разные подходы объединяются в функциональные блоки для достижения более эффективных процессов очистки.

На сегодняшний день компьютерное зрение удачно ложится в концепцию распознавания и классификации объектов [1]. Применение технологий компьютерного зрения обычно выводит системы обработки на новый эффективный уровень, но в области распознавания семян, такое применение технологий еще недостаточно изучено [2,3]. Тем не менее этот подход в распознавании семян выглядит выгодным с различных точек зрения.

В статье приведено исследование и этап разработки метода, который позволил бы эффективно и точно классифицировать сорт семян и повысить точность процесса очистки зерен от сора перед посадкой.

Описание материалов и методов

Для решения задачи классификации семян зерновых культур на первоначальном этапе использовался тестовый набор входных данных – фотографий зерен. При условии отсутствия подходящих баз изображений с открытым доступом была собрана собственная база изображений с учетом требований поставленной задачи. В базу были собраны фотографии пяти сортов семян в сумме составляющие 550 изображений. Примеры изображений с зерном приведены на рисунке 1.

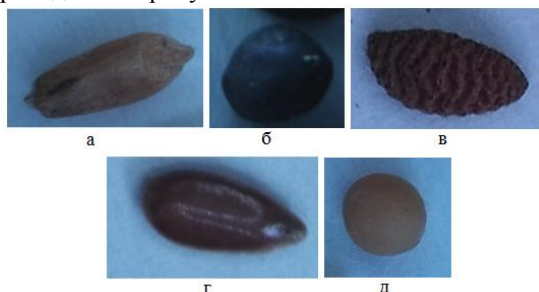


Рис. 1. Пример изображения для обучения: а – пшеница; б – рапс; в – фацелия; г – лён; д – горчица.

В качестве исследования применимости методов обработки изображений для данной задачи были использованы актуальные для современного компьютерного зрения

классификаторы на основе машинного обучения, а также рассмотрены варианты применения классификаторов на основе сверточных нейронных сетей. Реализация и применение алгоритмов, а также оценка результатов были произведены при помощи среды MATLAB и набора необходимых библиотек.

Машинное обучение

Классификация объектов на изображениях может проводиться с помощью различных методов, но учитывая особенности задачи методы компьютерного зрения являются наиболее подходящими и перспективными. К особенностям задачи относится требовательность к скорости распознавания объекта. Это связано с тем, что семена будут сыпаться перед камерой и при обнаружении движения в кадре, он будет передаваться на обработку. При обработке нужно максимально быстро выдать результат принадлежности к той или иной культуре (задана культура: определить принадлежность к ней) для дальнейшей передачи сигнала на устройство удаления сорного семени. Еще одной особенностью является точность распознавания. Необходимо максимально точно определять сорные семена, чтобы минимизировать число итераций сортировки для достижения нужной чистоты семян. Всем этим условиям теоретически удовлетворяют классификаторы на основе машинного обучения и глубинного обучения [4].

Под требования задачи подходит традиционное машинное обучение. При этом данный подход не требует большого количества исходных изображений для обучения и в сравнении с другими методами традиционный классификатор обучается заметно быстрее.

В основе метода лежит извлечение особенностей искомым объектов, кластеризация и составление из них словаря визуальных слов, по которому в дальнейшем будет происходить классификация (рисунок 2).

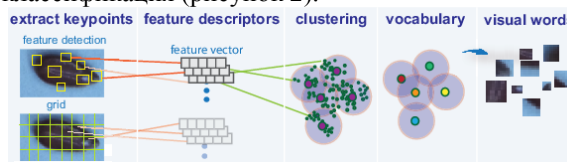


Рис. 2. Извлечение набора особенностей для изображений семян

Согласно теоретической базе MATLAB, традиционное машинное обучение ориентировочно дает точность 75-85%, а глубинное обучение на основе сверточных нейронных сетей может достигать точности в

95%[5]. Второй вариант предпочтительнее для решения поставленной задачи, но более требователен к ресурсам проведения эксперимента, так как требует для обучения тысячи изображений каждого класса и высокие вычислительные возможности оборудования (рисунок 3).

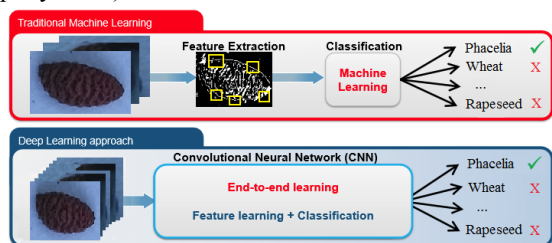


Рис. 3. Методы традиционного и глубинного машинного обучения

Опираясь на теоретические возможности и характеристики машинного обучения можно выдвинуть предположение, что успешные результаты применения более простого в реализации традиционного обучения покажут эффективность применения машинного обучения и оправданность проведения экспериментов с глубинным обучением в рамках поставленной задачи [6].

Для проверки предположения на полученном наборе изображений (рисунок 1) было решено произвести обучение традиционного классификатора. Для обучения были использованы библиотеки машинного обучения MATLAB. Основные этапы при обучении включали разделение изображений на обучающую и тестовую выборку, выделение набора особенностей, характерных каждому классу изображений и составление на их основе словаря (рисунок 2), затем производилось обучение классификатора и оценка результата его применения на тестовом наборе.

Результаты эксперимента

Согласно собранным данным, классификатор распознает отличающиеся культуры семян, те у которых формируются заметно различные наборы особенностей. При схожих визуальном сортах или плохом качестве изображения возможна ошибка.

В ходе тестовых обучений классификатора установлено оптимальное соотношение размеров обучающего и тестового набора в размере 0.3 к 0.7, а размерности словаря – 5000 слов. При этих значениях наблюдается оптимальное соотношение времени обучения и точности распознавания (таблица 1).

После оптимального подбора характеристик обучения был проведен ряд тестовых обучений классификатора в MATLAB. Удалось добиться результата со средним значением 82,56% точности распознавания принадлежности семян к определенной культуре.

Таблица 1. Зависимость точности классификации от размера словаря

Размер словаря, кол-во слов	Количество извлеченных особенностей	Метод К-средних, кол-с	Среднее время на итерацию, с	Средняя точность, %
30000	169970	39	6.66	85.02
15000	167775	28	4.19	79.45
10000	183410	28	2.92	86.31
5000	138210	31	1.45	84.04
2000	119295	33	0.87	76.57
1000	134370	18	0.84	76.30
500	115330	30	0.68	75.97
100	168335	30	0.88	63.10
50	200640	34	1.04	61.90
10	165790	40	0.61	47.01

Заключение

После проведения эксперимента с традиционным машинным обучением установлена его эффективность в рамках задачи классификации семян зерновых культур на тестовых изображениях. Сопоставление полученного результата и теоретических возможностей различных методов машинного обучения подтверждают, что применение глубинного обучения даст желаемый результат с высокой вероятностью получения эффективного и точного классификатора семян на схожих изображениях и может применяться в дальнейших исследованиях.

Список использованных источников

1. Y. Fang, T. Chang, R. Zhai, and X. Wang, "Automatic recognition of rape seeding emergence stage based on computer vision technology," 2014 3rd Int. Conf. Agro-Geoinformatics, Agro-Geoinformatics 2014, 2014.
2. K. Kiratiratanapruk and W. Sinthupinyo, "Color and texture for corn seed classification by machine vision," 2011 Int. Symp. Intell. Signal Process. Commun. Syst. "The Decad. Intell. Green Signal Process. Commun. ISPACS 2011, pp. 7–11, 2011.
3. I. V. Tsapko, A. V. Vlasov, "Object's border and position allocating in an X-ray image", Applied Mechanics and Materials, vol. 756, pp. 667-672, 2015.
4. F. N. Jawad Nagi, Syed Khaleel Ahmed, "A MATLAB based Face Recognition System using Image Processing and Neural Networks," 4th Int. Colloquium Signal Process. its Appl., pp. 83–88, 2008.
5. MathWorks, (2016). Computer Vision Toolbox: User's Guide (R2016a). Retrieved August 18, 2016 from: <http://www.mathworks.com/discovery/feature-extraction.html>.

6. J. Schmidhuber, “Deep Learning in neural networks: An overview,” Neural Networks, vol. 61. Elsevier Ltd, pp. 85–117, 2015.