

## **Выделение границ и детектирование ориентации цветокорректирующих мишеней применяющихся в системах машинного зрения в условиях промышленных теплиц**

***С.С. Ераносян<sup>1,2</sup>, А.Д. Кулакова<sup>1,3</sup>, А.В. Макаренко<sup>1</sup>***

<sup>1</sup>Институт проблем управления РАН

<sup>2</sup>Российский технологический университет МИРЭА

<sup>3</sup>Московский физико-технический институт  
(национальный исследовательский университет)

Существует ряд задач компьютерного зрения, в которых цвет объекта играет ключевую роль. Например, такие задачи, как классификация овощей [1], оценка созревания фруктов [2] и оценка параметров растений [3]. Применение цветокоррекции в таких задачах позволяет повысить производительность используемых алгоритмов. Для применения методов цветокоррекции, основанных на использовании цветовой мишени, требуется решение задачи её обнаружения и оценка её положения. Подходы к решению задачи определения ориентации и выделения границ цветокорректирующих мишеней преимущественно основаны на классических алгоритмах компьютерного зрения [4, 5]. Стоит выделить статью [6], авторы которой для локализации мишени, использовали сверточную нейронную сеть. Результаты, представленные в публикации [6], стали предпосылкой к применению в настоящей работе алгоритмов глубокого обучения для сегментации цветовой мишени и определение её ориентации.

Исходные данные представляют собой фотографии цветовой мишени, spyder checker 24 [7]. Мишень состоит из двух частей, на каждой из которых 24 цветных клетки. Фотографии объекта были сделаны в разное время суток, на сложном фоне (в условиях промышленной теплицы). Набор данных содержит 463 фотографии с разрешением 256×170 пикселей. Выборка разделена на обучающий и тестовый наборы в соотношении 0.89 и 0.11, соответственно.

На этапе сегментации необходимо обнаружить обе части цветовой мишени, и определить пригодна ли найденная часть для дальнейшего использования. В случае положительного результата, требуется определить является найденная половинка левой частью или правой. Таким образом, исходно определено три класса: «левая часть», «правая часть» и «повреждённая». К последнему классу относятся объекты, на которых перекрыт центр хотя бы одной из клеток.

Для решения задачи сегментации частей мишени и их классификации использовалась нейронная сеть Mask R-CNN. Обучение длилось 100 эпох с оптимизатором SGD и параметрами: learning rate 0.005, momentum 0.9, weight decay 0.0005. На сотой эпохе качество предсказаний ограничительных рамок и масок по метрике IoU достигает 0.915 и 0.901, соответственно.

Определив местоположение мишени на изображении, далее необходимо определить её ориентацию. Данную операцию возможно произвести по расположению клеток, основываясь на их цвете. Однако, в связи с тем, что палетка находится не под прямым углом к оптической оси объектива камеры, наблюдаются перспективные искажения, что затрудняет процедуру поиска клеток. Исправление таких искажений реализовано посредством аффинных преобразований.

Априорно известно, что клетки на мишени расположены на одинаковом расстоянии друг от друга, к тому же разграничительные области имеют один цвет. Задача обнаружения цветowych патчей сводится к построению гистограмм и поиску локальных минимумов яркости. Предварительно изображение преобразуется в оттенки серого для дальнейшего построения гистограмм: вертикального и горизонтального проецирования. Гистограмма вертикального проецирования строится путем подсчёта медианного значения строк изображения. При построении гистограммы горизонтального проецирования, подсчет ведётся по столбцам.

На рисунке 1, в качестве иллюстрации, представлен пример использования гистограмм вертикального проецирования.

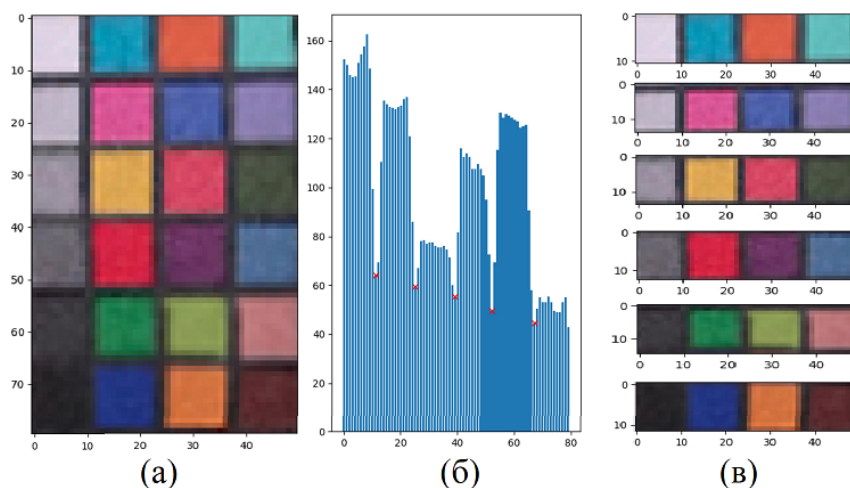


Рис. 1. Гистограмма вертикального проецирования. а) изображение после выравнивания перспективы; б) построенная гистограмма вертикального проецирования (красным обозначены локальные минимумы); в) выделенные, на основе найденных минимумов, строки.

Для исключения потенциальных ошибок, связанных с установкой цветокорректирующей мишени, необходимо оценить как мишень расположена относительно камеры. Заранее известно расположение клеток и их цвета для корректно расположенной мишени. Для решения задачи поиска клеток рассчитываются цветовые различия по Евклидовой метрике между априорно известными эталонными значениями и найденными на снимке. В зависимости от местоположения идентифицированных клеток принимается решение о положении мишени.

Для анализа точности алгоритма детектирования ориентации цветокорректирующей мишени, исходный набор изображений из тестовой выборки, который содержит снимки мишени в корректном положении, был расширен с помощью аугментации. В частности, был произведен поворот изображений на 180 градусов. Точность алгоритма на полученном дополненном наборе составляет 97% по метрике «ассигасу».

Таким образом, в работе, на основе методов глубокого обучения и компьютерного зрения, была решена задача обнаружения цветовой мишени на снимке, а также детектирования её ориентации. Произведена оценка полученного решения. На основе достигнутых результатов возможно сформулировать следующие направления дальнейших исследований: расширение обучающей выборки (по объёму и вариативности) для обучения и тестирования нейронной сети, разработку более точного и робастного алгоритма поиска клеток, возможно, с использованием методов глубокого обучения.

## Литература

1. *Abbasi A. [et al.]* A deep learning algorithm for potato tuber hollow heart classification // Plant Biology. 2021.
2. *Ortenzi L. [et al.]* A machine vision rapid method to determine the ripeness degree of olive lots // Sensors. 2021. P. 2940.
3. *Abdalla A. [et al.]* Color calibration of proximal sensing RGB images of oilseed rape canopy via deep learning combined with K-means algorithm // Remote Sensing. 2019. P. 3001.
4. *Bianco S., Cusano C.* Color Target Localization under Varying Illumination Conditions // CCIW. 2011. P. 245-255.
5. *Kordecki A., Palus H.* Automatic detection of colour charts in images // Prz. Elektrotech. 2014. P. 197-202.
6. *Fernández P. D. M. et al.* Fast and robust multiple colorchecker detection using deep convolutional neural networks // Image and Vision Computing. 2019. P. 15-24.
7. Datacolor: Spydercheckr 48. [Электронный ресурс]. 2008. URL: <https://www.datacolor.com/photography-design/product-overview/spydercheckr-family/> (дата обращения: 15.02.2023)