

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ ВИЗУАЛЬНОЙ ПРОВЕРКИ КАЧЕСТВА ОВОЩЕЙ

### USING COMPUTER VISION FOR VISUAL CHECKING OF VEGETABLE QUALITY

**A. Udalov**  
**D. Vetchinnikov**  
**N. Grigoriev**  
**R. Grigoriev**

*Summary.* The article deals with the peculiarities of using computer vision to visually check the quality of vegetables. Separately in the process of research the scheme of using computer vision to solve this type of problems is formalized. The requirements for scanning objects and obtaining high-quality hyperspectral images are also emphasized. In addition, for the segmentation, recognition and extraction of a set of features of images it is proposed to use the method of classification based on independent clusters.

*Keywords:* recognition, computer vision, quality, vegetables.

**Удалов Андрей Львович**

Ведущий программист, ООО «Инфоком», Краснодар  
andi\_27@mail.ru

**Ветчинников Дмитрий Валерьевич**

Аспирант, МФЮА, Казань

**Григорьев Николай Федорович**

Кандидат технических наук, доцент,  
Краснодарское высшее военное авиационное училище  
летчиков имени Героя Советского Союза А.К. Серова

**Григорьев Роман Николаевич**

Начальник тренажера факультета «Авиационного  
оборудования» ВУНЦ ВВС «ВВА им. проф. Н.Е. Жуковского  
и Ю.А. Гагарина», Москва

*Аннотация.* Статья посвящена рассмотрению особенностей использования компьютерного зрения для визуальной проверки качества овощей. Отдельно в процессе исследования формализована схема применения компьютерного зрения для решения подобного типа задач. Также акцентировано внимание на требованиях к сканированию объектов и получению качественных гиперспектральных изображений. Кроме того, для сегментации, распознавания и извлечения набора признаков изображений предложено использовать метод классификации на основе независимых кластеров.

*Ключевые слова:* распознавание, компьютерное зрение, качество, овощи.

**В** настоящее время исследование и разработка человеко-машинных интерфейсов, систем принятия решений или автоматического контроля на производстве, основанных на распознавании и визуализации мультимедийной информации, становится передовым вопросом в развитии современного специализированного и прикладного программного обеспечения [1].

В последние годы распознавание образов находит все большее применение в самых разных сферах и отраслях деятельности. Одной из технологий, которая позволяет решить эту задачу, является компьютерное зрение. Эта технология интеллектуального анализа данных охватывает чрезвычайно широкую область, которая включает в себя много разноплановых задач, таких как сегментация, фильтрация, классификация, реконструкция, оценка положения объекта, обнаружение объектов, видео наблюдение и многое другое.

В последние годы применение компьютерного зрения особенно расширилось в промышленности, его можно найти в наземном и воздушном картировании природных ресурсов, мониторинге урожая, точном земледелии, робототехнике, автоматическом управлении, неразрушающем контроле свойств продукции, контроле качества и сортировке на технологических линиях и общей автоматизации процессов. Такой широкий спектр

применения обусловлен тем, что системы компьютерного зрения предоставляют значительные объемы информации о природе или атрибутах анализируемых объектов. Кроме того, эта технология позволяет изучать предметы в областях электромагнитного спектра, в которых человеческий глаз не чувствителен, таких как ультрафиолетовое излучение или инфракрасные спектральные области [2].

Одной из сфер, в которой компьютерное зрение демонстрирует все свои возможности и потенциал является оценка качества и сортировка фруктов и овощей, поскольку в данном случае важным условием является соблюдение неинвазивного подхода, а также то, что по визуальному состоянию можно практически точно указать качество продукции. Хотя подобный анализ может быть выполнен и человеком, применяемые процедуры в большинстве своем не последовательны, отнимают много времени, изменчивы, субъективны, затратны и находятся в значительной зависимости от внешних факторов.

На сегодняшний день разработано достаточно много разнообразных алгоритмов распознавания образов. Каждый из них создавался для работы с определенным типом изображений, поэтому для дальнейшего применения в прикладном программировании необходимо

выбирать наиболее оптимальный из них с точки зрения определенной задачи и совершенствовать его в конкретных условиях.

Таким образом, рассмотрение специфики использования технологии компьютерного зрения и выбор наиболее приемлемого метода ее реализации для контроля качества фруктов и овощей является важной научно-практической задачей, которая и обуславливает выбор темы данной статьи.

Современные подходы к решению задач компьютерного зрения нашли свое отражение в работах Лимановой Н.И., Морозова Д.А., Терещенко С.Н., Перова А.А., Осипова А.Л., Daoudi, Mohamed; Harandi, Mehrtaш; M., Vittorio.

Над разработкой моделей классификации объектов во вновь созданном пространстве образов, оценкой результативности классификации средствами программного моделирования трудятся такие ученые как Молчанов А.Б., Гордеев Н.А., Катаев М.Ю., Koppen, Mario; Cordon, Oscar; Olague, Gustavo.

Однако, несмотря на многочисленные исследования, разработанные в области компьютерного зрения, до сих пор не существует стандартизированного метода, который можно было бы предложить для оценки качества различных типов объектов. Кроме того, открытыми остаются вопросы, с выбором наиболее эффективных методов и подходов для проверки овощей, ориентированных на разные цели, начиная от сортировки в потоке

на коммерческие категории до обнаружения загрязнителей или распределения определенных химических соединений на поверхности продукта.

Таким образом, цель статьи заключается в рассмотрении особенностей использования технологий компьютерного зрения для визуальной проверки качества овощей.

Проверка качества овощей с использованием компьютерного зрения включает в себя несколько последовательных этапов, система и взаимосвязь которых представлена на рис. 1.

От получения качественного изображения зависит результат обработки данных и конечные выводы. Поэтому наиболее перспективным решением для задач визуальной проверки качества овощей, по мнению автора, является система гиперспектрального компьютерного зрения, которая сочетает в себе методы спектроскопии и визуализации, на основании чего формируется спектральная информация для каждого пикселя пространственного изображения. Структура данных гиперспектрального изображения обычно называется гиперкубом или кубом данных и может рассматриваться как набор спектров каждого пикселя в одном двумерном изображении, сгруппированных вместе [3]. Методы, которые используются для получения куба гиперспектрального изображения, — это сканирование точек, сканирование линий и сканирование области, которые схематично показаны на рис. 2.



Рис. 1. Схема основных этапов использования компьютерного зрения для обработки цифровых изображений

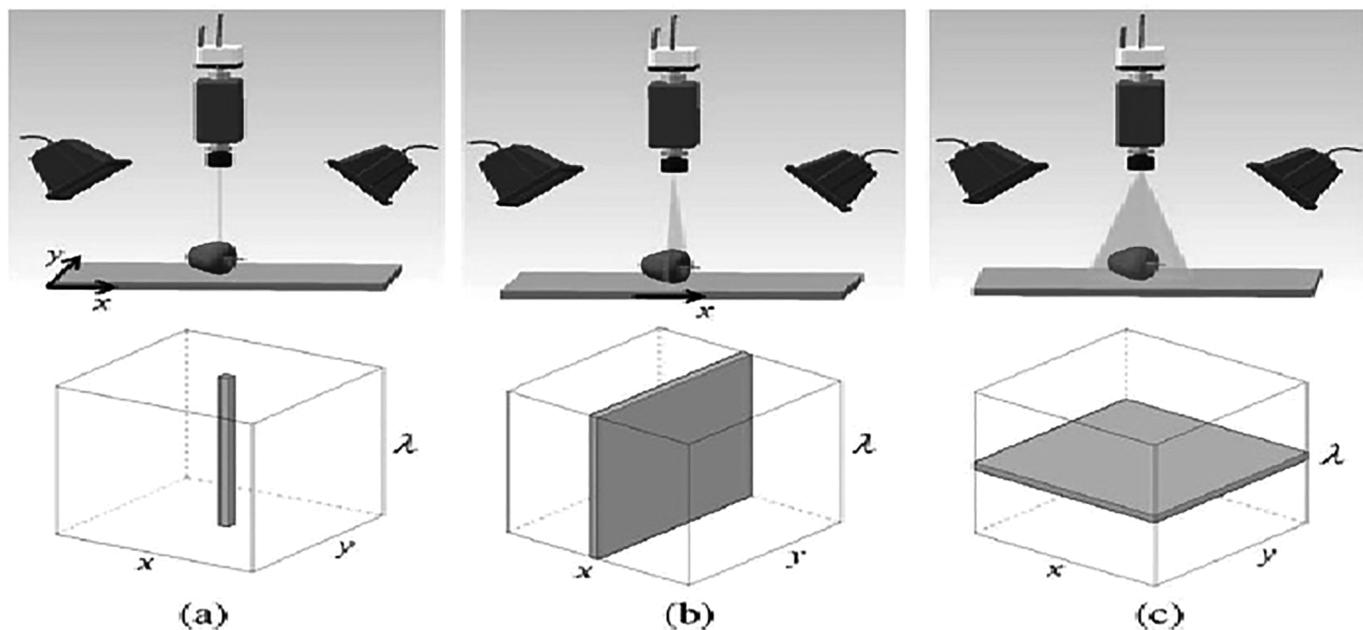


Рис. 2. Режим сканирования гиперспектральных изображений (а) точечное сканирование (b) линейное сканирование (c) зональное сканирование [3]

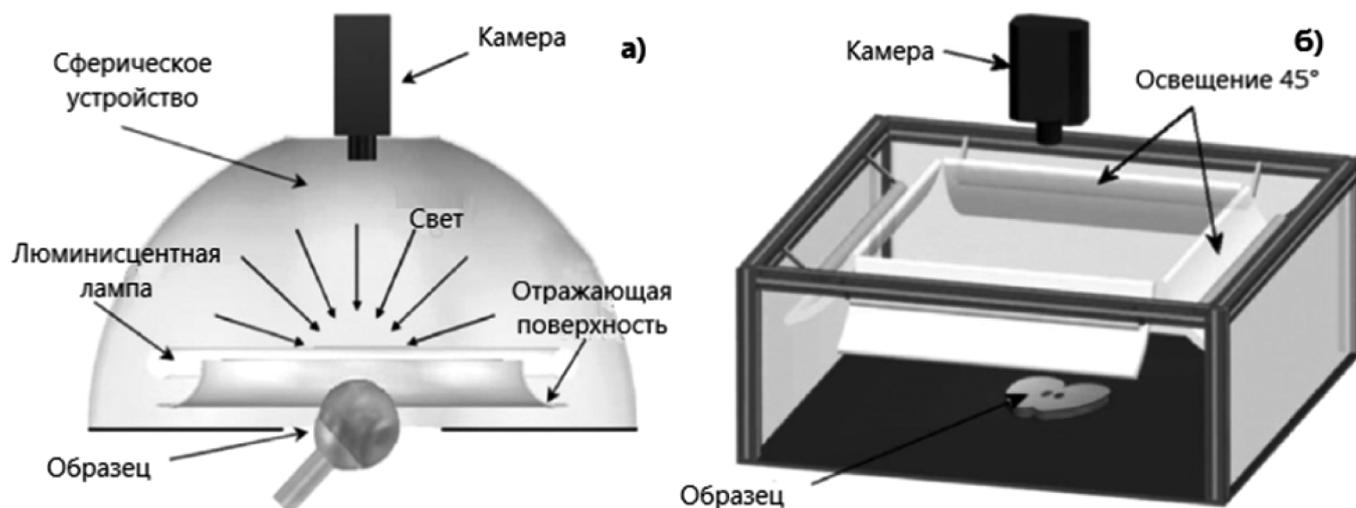


Рис. 3. Пример систем освещения для сферических и плоских объектов а) рассеянное освещение б) направленное освещение под углом 45° [4]

Кроме того, в процессе анализа необходимо принимать во внимание тот факт, что большинство овощей имеет приблизительно сферическую форму, соответственно для равномерного освещения зачастую используется устройство с полусферическим рассеивателем. Однако в этих системах и в системах, которые обычно освещают объект сверху, верхняя часть объекта выглядит ярче, чем края, что создает ложное изменение интенсивности, которое впоследствии необходимо корректировать. Чтобы решить эту задачу ученые предложили методику построения модели рельефа овоща, которая применяется для оценки теоретической высоты и угла падения света для каждого пикселя. Это позволило оценить соответствующие поправки наблюдаемого отражения.

На рисунке 3 показаны два примера систем освещения для сферических и плоских объектов.

Изображения, полученные с помощью различных видов техники, содержат множество шумов, которые ухудшают их качество. Поэтому они не могут служить подходящими данными для дальнейшего анализа. В данном случае необходимо провести предварительную обработку, которая устраняет нежелательные искажения и увеличивает особенности изображения, необходимые для анализа.

После предварительной обработки требуется сегментация изображения, которая разделяет цифровой

снимок на отдельные области. Основная функция — выделение фона для обработки значимой области при оценке объекта. Традиционно для сегментации изображения используется пороговый метод Оцу, который позволяет получить гистограмму серого уровня (для получения оптимального порога) из полутонового изображения [2]. Однако, несмотря на свое широкое применение у этого метода есть существенный недостаток, такой как увеличение времени вычислений, необходимого для определения оптимального порогового значения при увеличении числа кластеров. В связи с этим для сегментации изображения в процессе визуальной проверки качества овощей целесообразно использовать метод классификации на основании внедрения системы независимых кластеров для базы эталонов. Рассмотрим этот метод более подробно. На рис. 4 представлен образец эталона.



Рис. 4. Эталон картошки надлежащего качества

Отдельно в программу загружаются характеристики внешних атрибутов овоща со связанным названием временной, а также значением и типом (см. табл. 1).

Таблица 1.

Критерии, в безразмерных единицах, необходимые для установления хорошего и плохого качества овоща

Атрибут	Акроним	Тип	Значение
Удлиненный дефект	LD	Диапазон	0–6
Пятнистый дефект	SD	Диапазон	0–2.5
Различные дефекты	VD	Диапазон	0–5
Наличие ростка	S	Двоичный	True/false
Красный цвет	RC	Диапазон	0–255
Зеленый цвет	GC	Диапазон	0–255
Синий цвет	BC	Диапазон	0–255

Итак, учитывая имеющуюся информацию, рассмотрим алгоритм использования независимых кластеров при распознавании качества овощей.

Пусть задана некоторая база  $E$  описаний изображений эталонов размером  $N : E = \{E_1, E_2, \dots, E_N\}$ . Каждое эталонное описание  $E_i$  представляет в задаче распознавания отдельный класс и имеет вид конечного множества дескрипторов КТ изображения:  $E_i = \{e_v(i)\}_{v=1}^s$ , где  $s$  — фиксированное количество дескрипторов КТ в описании эталона  $E_i$ .

Необходимо отметить, что отдельный дескриптор  $e_v(i)$  характеризует некоторую окрестность КТ изображения и является элементом векторного пространства  $R_n$  конечной размерности  $n : e_v(i) \in R^n$  с действительными, целыми или бинарными компонентами. При этом для упрощения анализа предположим, что значение параметра  $s$  для каждого описания из множества  $E$  будет одинаковым, т.е.:

$$\text{card}(E_1) = \text{card}(E_2) = \dots = \text{card}(E_N) = s.$$

Выполнение этого условия всегда можно практически достичь отбором элементов из множества большего размера.

Применим отображение  $E \rightarrow T$  из пространства образов (множества дескрипторов) к множеству  $T$  непересекающихся кластеров, сформированных по некоторому принципу. Кластер — это подмножество описания. В результате каждый образ  $E_i$  эталона трансформируется к виду фиксированного числа  $M$  его непересекающихся подмножеств  $T_k(E_i)$ :

$$E_i = T(E_i) = \cup_{k=1}^M T_k(E_i), T_k(E_i) \cap T_j(E_j) = \emptyset.$$

Эквивалентность множеств в выше представленном выражении следует понимать как их по-элементное совпадение. Обозначим  $\beta_{k,i} = \text{card}T_k(E_i)$  как мощность полученных кластеров для отдельных эталонов, где  $k$  — номер кластера внутри описания. По множеству  $T_k(E_i)$  элементов каждого кластера можно определить его центр  $b_{k,i}, k = \overline{1, M}$ , который наряду с мощностью  $\beta_{k,i}$  является ключевой характеристикой построенной кластерной системы для анализируемых данных. Заметим, что центр  $b_{k,i}$  а также сама кластеризация могут быть определены на основании достаточно широкого разнообразия процедур.

Учитывая равное число  $s$  элементов каждого из описаний, необходимо иметь в виду также нормированную весовую характеристику:

$$\alpha_{k,i} = \frac{\beta_{k,i}}{s}, \sum_k \alpha_{k,i} = 1,$$

которая отражает количественную весомость каждого из кластеров в системе  $T(E_i)$ .

Таким образом, в результате кластерного представления образ  $E_i$  эталона сформирован в виде  $M$  непересекающихся подмножеств  $T_k(E_i)$  (кластеров) его элементов с центрами  $b_{k,i}$ ,  $M \times N$  — общее число созданных кластеров/центров для имеющейся базы эталонов.

Распознаваемый визуальный объект аналогично схеме представления эталонов универсально можно описать конечным множеством  $Z = \{z_v\}_{(v=1)}^s$ , где  $z_v \in Z$  — элементы (дескрипторы КТ),  $s = \text{card } Z$  — его мощность.

Подобно процедуре обработки эталонов применяется кластерное разбиение множества  $Z$  через отражение  $Z \rightarrow T$ , в результате описание входного изображения будет представлено  $M$  кластерами:

$$Z = T(Z) = \{T_k(Z)\}_{k=1}^M, T_k(Z) \cap T_j(Z) = \emptyset.$$

Для каждого кластера  $T_k(Z)$  описания входного изображения определяются параметры центров  $b_k(Z)$ , мощ-

ностей  $c_k(Z)$ ,  $k = \overline{1, M}$  и нормированных характеристик  $\alpha_k(Z)$ , которые будут использоваться в процессе классификации. При этом для упрощения схемы классификации число  $M$  кластеров целесообразно принять тождественным для входного изображения и эталонов.

Таким образом, подводя итоги, отметим, что технология компьютерного зрения, основанная на гиперспектральном изображении, в настоящее время широко используется для оценки качества фруктов и овощей. Цвет, размер, форма, текстура и дефект являются общими признаками, которые проверяются в ходе анализа. Для более точного обнаружения дефектов в будущем необходимо решать различные задачи, включая неравномерное распределение света на поверхности объекта, выбор мощности длины волны для различных применений, методы оценки поверхности, снижение времени, затрачиваемого на получение и обработку спектрального изображения.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Malik K. Computer vision models for comparing spatial patterns: understanding spatial scale // International journal of geographical information systems. 2023. Vol. 37. No 1. Pp 1–35.
2. Knott M. Facilitated machine learning for image-based fruit quality assessment // Journal of food engineering. 2023. Vol. 345. Pp 12–19.
3. Sultana J. A Study on Food Value Estimation From Images: Taxonomies, Datasets, and Techniques // IEEE access: practical innovations, open solutions. 2023. Vol. 11. Pp 45910–45935.
4. Liu J. A two-stage anomaly detection framework: Towards low omission rate in industrial vision applications // Advanced engineering informatics. 2023. Vol. 55. Pp 99–111.

© Удалов Андрей Львович (andi\_27@mail.ru); Ветчинников Дмитрий Валерьевич; Григорьев Николай Федорович;  
Григорьев Роман Николаевич  
Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»