

«Сейфуллин окулары-18(2): «XXI ғасыр ғылымы – трансформация дәуірі» Халықаралық ғылыми-практикалық конференция материалдары = Материалы международной научно-практической конференции «Сейфуллинские чтения – 18(2): «Наука XXI века - эпоха трансформации» - 2022.- Т.1, Ч.III. - С.154-157.

АНАЛИЗ ОСОБЕННОСТИ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИИ И ВЫДЕЛЕНИИ ОБЪЕКТОВ

Гриф М.Г., д.т.н., профессор

*Новосибирский государственный технический университет, г. Новосибирск,
Россия*

Калдарова М.Ж., докторант 3-го курса

*Казахский агротехнический университет имени С. Сейфуллина, г. Нур-
Султан*

Обнаружение, выделение и локализация объектов различной формы на изображениях имеют важное значение в различных приложениях. Яркими примерами являются системы компьютерного зрения, использующие телевизионные и инфракрасные камеры, радары наблюдения с синтезированной апертурой, а также лазерные и акустические системы дистанционного зондирования. Такие проблемы, как идентификация объектов, отслеживание и сопоставление, а также объединение информации из изображений, доступных из разных источников, имеют важное значение.

Концепция сегментации изображений, это мощный алгоритм компьютерного зрения, который основывается на идее обнаружения объектов и выводит нас на совершенно новый уровень работы с данными изображения.

В этой работе используем различные алгоритмы сегментации изображения для разделения и группировки определенного набора пикселей из изображения. Таким образом, мы фактически назначаем метки пикселям, и пиксели с той же меткой попадают под категорию, где у них есть что-то или другое, что в них общего. Используя эти метки, мы можем указать границы, нарисовать линии и отделить наиболее необходимые объекты на изображении от остальных не очень важных.

Спутниковые изображения обрабатываются для идентификации различных закономерностей, объектов, географических контуров, информации о почве и т. д., которые впоследствии могут быть использованы для сельского хозяйства, горнодобывающей промышленности, гео зондирования и т. д.[1,2]

Задачи сегментации изображений основано на обнаружении объектов. Обнаружение стало возможным, потому что алгоритмы сегментации изображений пытаются - если мы скажем так, как миряне - собрать похожие пиксели вместе и отделить разные пиксели. Это делается путем следующих двух подходов, основанных на свойствах изображения:

1. Обнаружение сходства (региональный подход). Этот фундаментальный подход основан на обнаружении похожих пикселей в изображении - на основе порога, роста региона, распространения региона и слияния региона. Алгоритмы машинного обучения, такие как кластеризация, опираются на этот подход обнаружения сходства на неизвестном наборе признаков, как и классификация, которая обнаруживает сходство на основе предопределенного (известного) набора признаков[3].

2. Обнаружение разрывов (граничный подход). Это полная противоположность подходу к обнаружению сходства, где алгоритм скорее ищет разрыв. Алгоритмы сегментации изображения, такие как обнаружение ребер, обнаружение точек, обнаружение линий, следуют этому подходу - где ребра обнаруживаются на основе различных показателей разрыва, таких как интенсивность и т. д. [4]

Основываясь на подходах к сегментации изображений и типе обработки, который необходимо включить для достижения цели, у нас есть следующие методы сегментации изображений[4].

1. Пороговый метод
2. Сегментация на основе края
3. Региональная сегментация
4. Сегментация на основе кластеризации
5. Метод на основе водосбора
6. Сегментация на основе искусственной нейронной сети

Таблица 1. Методы сегментации

Методы	Описание	Преимущества	Недостатки
Метод порога	Фокусируется на поиске пиковых значений на основе гистограммы изображения, чтобы найти похожие пиксели	Не требует сложной предварительной обработки, просто	Многие детали могут быть опущены, пороговые ошибки распространены
Метод на основе периферии ⁴	на основе обнаружения разрыва, в отличие	Хорошо для изображений, которые лучше	Не подходит для шумных изображений

	от обнаружения сходства	контраст между объектами.	
Региональный метод	на основе разделения изображения на однородные области	Очень хорошо работает для изображений с внимательным количеством шума, может принимать пользовательские маркеры для быстрой оценки	Трудоемкая и память
Традиционные алгоритмы сегментации	Делит изображение на k числа однородных, взаимоисключающ их кластеров - следовательно, получение объектов	Проверенные методы, усиленные нечеткой логикой и более полезные для применения в режиме реального времени.	Определить функцию затрат для минимизации может быть сложно.
Метод водораздела	на основе топологической интерпретации границ изображения	полученные сегменты более стабильны, обнаруженные границы различны	Расчет градиента для хребтов является сложным.
Нейронные сети	на основе алгоритмов глубокого обучения - Сверточные нейронные сети	простая реализация, нет необходимости следовать каким-либо сложным алгоритмам, готовые библиотеки, доступные на Python, более практичные приложения	Обучение модели пользовательским и бизнес-изображениям занимает много времени и является дорогостоящим.

Мы добавили дополнительный параметр `overlay` и установили для него значение `true`, и мы получили изображение с наложением сегментации на объекты[5].

Эта модель `xception` обучается на наборе данных `pascal voc`, наборе данных с 20 категориями объектов.

Для специализированного использования PixelLib может потребоваться возврат массива выходных данных сегментации:

Получаем массив выходных данных сегментации с помощью этого кода,

```
output, segmap = segment_image.segmentAsPascalvoc()
```

Можно протестировать код для получения массивов и распечатать форму выходных данных, изменив приведенный ниже код семантической сегментации.

```
import pixellib
from pixellib.semantic import semantic_segmentation
import cv2

segment_image = semantic_segmentation()
segment_image.load_pascalvoc_model("pascal.h5")
output, segmap = segment_image.segmentAsPascalvoc("sample1.jpg")
cv2.imwrite("img.jpg", output)
print(output.shape)
```

Получаем как выходные массивы, так и массивы наложения сегментации с помощью этого кода

```
segmap, segoverlay = segment_image.segmentAsPascalvoc(overlay = True)
```

Сегментация экземпляров с помощью PixelLib основана на фреймворке Mask R-CNN.

```
import pixellib
from pixellib.semantic import semantic_segmentation
import cv2

segment_image = semantic_segmentation()
segment_image.load_pascalvoc_model("pascal.h5")
segmap, segoverlay = segment_image.segmentAsPascalvoc("sample1.jpg",
overlay= True)
cv2.imwrite("img.jpg", segoverlay)
print(segoverlay.shape)
```

Код для реализации сегментации экземпляра:

```
import pixellib
from pixellib.instance import instance_segmentation

segment_image = instance_segmentation()
segment_image.load_model("mask_rcnn_coco.h5")
segment_image.segmentImage("path_to_image", output_image_name =
"output_image_path")
```

Класс для выполнения сегментации экземпляра импортируется, и мы создали экземпляр класса.

```
segment_image.load_model("mask_rcnn_coco.h5")
```

Это код для загрузки маски модели r-cnn для выполнения сегментации экземпляра.

```
segment_image.segmentImage("path_to_image", output_image_name =  
"output_image_path")
```

Это код для выполнения сегментации экземпляра на изображении, и он принимает два параметра:

- *path_to_image*: Путь к изображению, который будет предсказан моделью.
- *output_image_name*: Путь для сохранения результата сегментации. Он будет сохранен в нашем текущем рабочем каталоге.

В результате кода сегментированное изображение будет иметь следующий вид изображение (рисунок 1).



Рисунок 1 Сегментированное изображение

Мы добавили дополнительный параметр *show_bboxes* и установили его в *true*, маски сегментации производятся с ограничительными рамками.[6]

Модель маски R_CNN обучается на наборе данных Microsoft Coco, наборе данных с 80 общими категориями объектов. Модель может выполнять сегментацию экземпляров для этих категорий объектов.

Из рассмотренных методов обработки изображения, можно считать к каждому подходу соответствует лишь немногие методы обработки изображения, по соответствующим параметрам.

Список использованной литературы

- 1 Neupane B., Horanont T., Aryal J. Deep learning-based semantic segmentation of urban features in satellite images: A review and meta-analysis [Text] / Remote Sensing. – 2021. – Т 13. – №. 4. – С. 808.

- 2 Li H. et al. Detection and segmentation of loess landslides via satellite images: A two-phase framework [Text] / Landslides. – 2022. – Т 19. – №. 3. – С. 673-686.
- 3 Глория, Буэно Гарсия Обработка изображений с помощью OpenCV: моногр. [Text] / Глория Буэно Гарсия и др. - М.: ДМК Пресс, 2016. - 210 с.
- 4 Методы обработки и распознавания изображений лиц в задачах биометрии [Text] / Г.А. Кухарев и др. - М.: Политехника, 2013. - 416 с.
- 5 Обработка и анализ цифровых изображений с примерами на LabVIEW и IMAQ Vision [Text] / Ю.В. Визильтер и др. - М.: ДМК Пресс, 2016. - 464 с.
- 6 Xie S., Tu Z. Holistically-nested edge detection [Text] / Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. – 2015. – С. 1395-1403.