

Метод генерации статистически достоверных синтетических изображений пористых материалов для обучения нейросетевых моделей сегментации

1. Введение

Нейронные сети все чаще применяют для семантической сегментации микроструктуры пористых материалов. Однако их эффективность напрямую зависит от объема и качества обучающих данных. Собрать большой размеченный датасет сложно и дорого из-за высокой стоимости экспериментов, трудоемкости ручной разметки изображений и ограниченного доступа к специализированному оборудованию.

Проблему нехватки данных часто решают с помощью генеративных нейросетей. Но для научного анализа нужны не просто правдоподобные изображения, а статистически достоверные структуры. Генеративные модели не позволяют контролировать ключевые морфологические параметры: пористость, а также распределение пор по размерам и в пространстве.

Цель этой работы — разработать метод, который генерирует статистически достоверные синтетические изображения пористых материалов с помощью алгоритмов Монте-Карло. Метод должен строго контролировать заданные морфологические параметры, чтобы полученные изображения можно было использовать для обучения нейросетевых моделей сегментации.

2. Описание алгоритма

Наш алгоритм процедурно генерирует синтетические изображения пористых материалов, используя методы Монте-Карло. Процесс состоит из нескольких этапов.

1. Генерация формы пор. Сначала алгоритм стохастически создает неидеальные формы пор в виде неправильных многоугольников. При этом контролируются параметры неровности и остроты краев. Радиус каждой поры выбирается из распределения Пуассона с заданным математическим ожиданием для имитации реалистичного распределения размеров. Затем к базовым формам применяются морфологические

трансформации: растяжение по одной из осей и поворот на произвольный угол.

2. Размещение пор. Далее алгоритм Монте-Карло размещает сгенерированные поры на холсте. Он выполняет множественные попытки найти подходящую позицию, контролируя коллизии и соблюдая минимальные расстояния между порами. Если разместить пору не удается, ее радиус адаптивно уменьшается.
3. На полученное бинарное изображение накладывается многослойный процедурный шум, после чего для каждой поры автоматически вычисляются такие геометрические параметры, как радиус, площадь, эксцентриситет и коэффициент округлости.

Главное преимущество алгоритма — он детерминированно контролирует морфологические параметры, сохраняя при этом стохастическую природу генерации. Это позволяет создавать статистически достоверные синтетические структуры с точно заданными характеристиками.

3. Формат описания параметров (JSON)

Для управления генерацией и хранения результатов мы используем два типа JSON-файлов: конфигурационный файл и файл с метаданными. Конфигурационный файл описывает морфологические характеристики для генерации. В нем задаются размерные категории пор, типы морфологии, настройки деформации, параметры процедурного шума и размеры изображений. Файл с метаданными содержит детальную информацию о каждой сгенерированной поре: ее пространственные координаты, геометрические свойства и классификационные метки.

Пример фрагмента JSON-файла с метаданными для одной поры:

```
{  
    "sample_001_clean.png": [  
        {  
            "center_x": 69, "center_y": 61,  
            "original": {  
                "radius": 28.0, "area": 2463.01,  
                "eccentricity": 0.0, "circularity": 1.0  
            },  
            "deformed": {  
                "radius": 27.27, "area": 2335.5,  
                "eccentricity": 0.2469, "circularity": 0.7408  
            },  
            "size_category": "large_pores",  
            "category": "porous"  
        }  
    ]  
}
```

```
        "type_category": "single"
    }
]
}
```

4. Заключение

Мы разработали метод генерации статистически достоверных синтетических изображений пористых материалов на основе алгоритмов Монте-Карло. Он позволяет создавать обучающие выборки с точно заданными морфологическими параметрами, решая проблему дефицита данных для обучения нейросетей. В дальнейшем мы планируем усовершенствовать алгоритм сбора статистики с учетом эффекта обрезки пор на границах изображения. Это повысит точность соответствия между метаданными и финальными изображениями, что необходимо для корректной валидации моделей сегментации.