

УДК 681.78

**Обзор и анализ методов комплексирования разнофокусных изображений для увеличения глубины резкости**

**Кушнарев Д.А. (ИТМО)**

**Научный руководитель – кандидат технических наук Васильев А.С. (ИТМО)**

**Введение.** На процесс формирования изображения с камер или датчиков влияют различные факторы, такие как размеры матрицы, конфигурация оптической системы и условия освещения. В результате же съемки с одного устройства можно получить изображение с небольшим количеством информации. Получение изображений одной и той же сцены с разных датчиков и последующие комплексирование этих изображений повышает их информативность [1]. Из-за ограниченного диапазона фокусировки систем визуализации видимого света, сложно четко захватить все объекты в одной сцене. На помощь приходят методы комплексирования разнофокусных изображений. Технология комплексирования разнофокусных изображений позволяет эффективно повышать глубину резкости изображения, тем самым решая задачи различной сложности в области цифровой фотографии, спутниковой съемки и систем безопасности.

**Цель:** проведение обзора и анализа существующих методов комплексирования разнофокусных изображений.

**Задачи:**

1. Обзор тех. средств и методов комплексирования разнофокусных изображений.
2. Разработка модели для исследования комплексирования разнофокусных изображений.

**Основная часть.**

Все существующие методы можно условно классифицировать на метод преобразования домена, метод сегментации границ, метод глубокого обучения [2].

Метод основанный на домене оперирует коэффициентом разложения после преобразования изображения, что в основном включает три этапа слияния: преобразование изображения, разложение коэффициента и реконструкцию обратного преобразования. Метод домена преобразования далее делится на пирамидальную трансформацию, вейвлет-преобразование, разреженное представление и градиентный домен. Пирамидальную трансформацию можно разделить на градиентную, контрастную, морфологическую и т. д. Этот метод имеет преимущества высокой эффективности слияния при сохранении достаточного количества исходной информации. Однако метод разложения и количество слоев разложения оказывают большое влияние на конечный результат. Чем больше количество слоев разложения, тем более размытой будет граница изображения слияния. Эффект слияния вейвлет-преобразования лучше, чем у пирамидального преобразования. Однако вейвлет-преобразование не является инвариантным к смещению для представления признаков; таким образом, эффект слияния неудовлетворителен для изображения с плохой регистрацией. Разреженное представление может лучше решить проблему шума слитого изображения. Однако эффект обработки деталей изображения (края, текстура и т. д.) не идеален и легко размывается. Кроме того, метод имеет высокую сложность, низкую вычислительную эффективность и плохую производительность в реальном времени. Метод слияния изображений в градиентной области может

улучшить визуальный эффект изображения, сохраняя детали и структурную информацию исходного изображения.

Метод сегментации границ в основном генерирует карту весов для каждого исходного изображения путем обработки области пикселей. Затем он вычисляет объединенное изображение методом взвешенного среднего или методом максимума. Основные методы классифицируются на блочные, пиксельные и основанные на регионах. Ранняя схема сегментации на основе блоков заключается в разделении исходного изображения на несколько блоков фиксированного размера, получении объединенного блока с использованием порогового адаптивного правила слияния и, наконец, использовании метода проверки согласованности для получения объединенного изображения. Для повышения гибкости сегментации исходного изображения появился метод слияния изображений на основе регионов. Регионный подход похож на блочный подход. Основное отличие заключается в том, что уровень активности измеряется в каждой сегментированной области нерегулярного размера, а не в блоке. Из-за фиксированного размера блока граница многофокусного изображения слияния подвержена нечеткому явлению. Основная же проблема большинства подходов на основе пикселей заключается в получении карты весов для каждого исходного изображения.

Основные методы глубокого обучения - это модель сверточной нейронной сети (CNN) и импульсно-связанная нейронная сеть (PCNN). Преимущества метода слияния многофокусных изображений на основе CNN заключаются в возможности многоуровневого обучения признаков, большем разнообразии выражений признаков. Недостатком является то, что обучение занимает много времени, и нет специального обучающего набора, который обычно требует специального обучения и предварительной обработки изображений. Модель PCNN может эффективно извлекать локальные детали и хорошо распознавать содержимое изображения. Однако массивные итеративные вычисления и параметры конфигурации делают этот метод трудоемким.

**Выводы.** Был проведен обзор существующих методов комплексирования разнофокусных изображений. Дальнейшая работа будет посвящена разработке методов основанных на домене (пирамидальная трансформация и вейвлет-преобразование) и сегментации границ (пиксельные и региональные) так как данные методы имеют хорошую скорость обработки. Методы основанные на глубоком обучении рассматриваться не будут, потому что данные методы трудны для дальнейшего встраивания их в FPGA.

#### **Список использованных источников:**

1. Stathaki T. Image fusion: algorithms and applications. – Elsevier, 2011.
2. Liao B., Chen H., Mo W. Multi-focus image fusion based on decision map and sparse representation //Applied Sciences. – 2019. – Т. 9. – №. 17. – С. 3612.