

## ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ И АНАЛИЗ ДАННЫХ

### Распознавание дислокационной структуры эпитаксиальных слоев карбида кремния с использованием нейронной сети

А.В. Брагин<sup>1</sup>, Д.В. Пьянзин<sup>1</sup>, Р.И. Сидоров<sup>1</sup>, Д.А. Скворцов<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Национальный исследовательский Мордовский государственный университет им. Н. П. Огарёва  
430000, Россия, Республика Мордовия, г. Саранск, ул. Большевикская, д. 68

#### Аннотация

Технологические особенности роста монокристаллов карбида кремния неизбежно создают условия для образования в них дефектов кристаллической структуры. Предложен способ распознавания и анализа дефектной дислокационной структуры монокристаллов карбида кремния на основе применения оптической микроскопии и нейронной сети прямого распространения. Проведена апробация способа на гомоэпитаксиальных слоях карбида кремния 4H политипа.

На базе предложенного способа создано программное обеспечение, позволяющее строить карты распределения краевых, винтовых и базисных дислокаций по поверхности монокристаллов карбида кремния. Проведена апробация работы программного обеспечения на цифровых изображениях ростовой поверхности эпитаксиальных слоев карбида кремния. Точность распознавания дислокаций составила 95 %.

Полученная информация о распределении дислокаций применяется при разработке технологических приемов снижения их плотности при выращивании монокристаллов.

**Ключевые слова:** дефектная структура, дислокации, карбид кремния, распознавание изображений, нейронная сеть.

**Цитирование:** Брагин, А. В. Распознавание дислокационной структуры эпитаксиальных слоев карбида кремния с использованием нейронной сети / А. В. Брагин, Д. В. Пьянзин, Р. И. Сидоров, Д. А. Скворцов // Компьютерная оптика. – 2020. – Т. 44, № 4. – С. 653-659. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-660.

**Citation:** Bragin AV, Pyanzin DV, Sidorov RI, Skvortsov DA. Recognition of dislocation structure of silicon carbide epitaxial layers by a neural network. Computer Optics 2020; 44(4): 653-659. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-660.

#### Введение

Карбид кремния ( $SiC$ ) является широкозонным полупроводником, обладающим рядом уникальных свойств, благодаря которым этот материал активно используется для создания силовых и оптоэлектронных приборов [1]. Для надежной работы таких приборов предъявляются высокие требования к качеству монокристаллов, а также подложкам и эпитаксиальным структурам, используемым для их производства. Технологические особенности роста монокристаллов  $SiC$  неизбежно создают условия для образования в монокристаллах и эпитаксиальных слоях дефектов кристаллической структуры различных размерностей (дислокации, микротрубки, вакансионные и примесные кластеры, политипные включения) [2, 3]. Наличие подобного рода дефектов может приводить как к ухудшению характеристик приборов, так и к преждевременному выходу их из строя.

Для получения информации о дефектах структуры кристаллов и последующей разработки технологических приёмов снижения их плотности необходимо проводить детальный анализ площади поверхности монокристаллов и подложек, особенно на этапе подготовки к эпитаксии. Наряду с использованием тех-

нически сложных, дорогостоящих рентгеновских и фотоэмиссионных методов [4], карту распределения дислокаций по поверхности кристаллов можно получить с помощью анализа микрофотографий образцов после селективного травления [5, 6].

В работе предлагается метод распознавания и анализа дислокационной структуры монокристаллов  $SiC$  с применением оптической микроскопии и разработанной нейронной сети прямого распространения.

#### 1. Регистрация изображений поверхности монокристаллов $SiC$ с применением оптической микроскопии

Наиболее надежным методом определения вида и характера дислокаций является метод синхротронной рентгеновской топографии [4]. Однако данный метод является достаточно сложным и дорогостоящим и не может использоваться для быстрого анализа пластин большой площади. Относительно простым и достаточно эффективным методом выявления дислокационной структуры является селективное травление монокристаллических пластин  $SiC$  в расплаве щелочи (KOH) при температуре 500°C в течение 15–35 мин. [7]. В результате селективного травления на кремние-

вой поверхности (*Si-face*) в местах выхода дислокаций образуются соответствующие им ямки травления, которые можно наблюдать, используя методы оптической микроскопии (рис. 1).

В качестве исследуемых образцов использовались эпитаксиальные слои карбида кремния 4H политипа (4H-SiC) на подложках диаметром 100 мм, выращенные в лаборатории «Синтез и обработка монокристаллов карбида кремния» НИУ МГУ им. Н.П. Огарёва (г. Саранск) методом высокотемпературной сублимации.

Внешний вид и геометрические параметры ямок травления всех видов зависят от целого ряда факторов: политипа, кристаллографической ориентации поверхности, типа проводимости, степени легирования, материала травителя, температуры и времени травления [5]. Важную роль для интерпретации дислокаций по виду ямок травления играет выбранный метод оптической микроскопии: в отраженном или проходящем свете, применение фазового или интерференционного контраста и т.д.

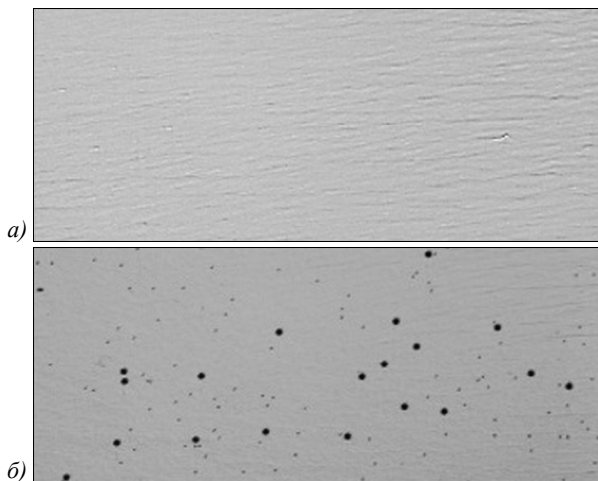


Рис. 1. Фотография участка эпитаксиального слоя образца: до травления (а), после травления (б)

Микрофотографии ростовой поверхности эпитаксиальных слоев SiC получали с помощью моторизованного оптического микроскопа Carl Zeiss Axio Imager Vario Z2 и специализированного программного обеспечения Axio Vision. В качестве инструмента фотофиксации изображений применялась цифровая камера Axio Cam MRc5 с разрешением матрицы 5.1 Мпикс.

При сканировании поверхности эпитаксиальных слоев использовалась оптическая схема в отраженном свете с применением циркулярного дифференциального интерференционного контраста C-DIC (Circular Differential Interference Contrast) [8] (рис. 2).

Состав оптической схемы C-DIC: 1) источник света; 2) коллекторная линза; 3) поляризатор; 4) четвертьволновая пластинка; 5) светоделительное полупрозрачное зеркало; 6) DIC-призма; 7) цель выходного зрачка; 8) объектив; 9) образец; 10) четвертьволновая пластинка; 11) анализатор; 12) тубусная линза; 13) промежуточная плоскость изображения.

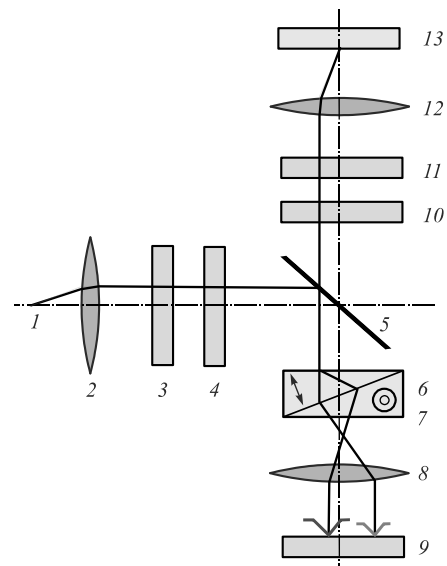


Рис. 2. Оптическая схема C-DIC

Метод C-DIC является методом оптической микроскопии, который используется для усиления контраста разноориентированных фазовых объектов в образцах большой площади со слабым пространственным изменением показателя преломления.

В методе C-DIC интерферируют лучи с круговой поляризацией. Благодаря этой особенности интенсивность выходного луча не зависит от колебаний азимута DIC-призмы, что позволяет получать высококонтрастные изображения фазового объекта независимо от его ориентации относительно направления сдвига фаз, а значит, нет необходимости вращать исследуемый образец. Таким образом, контраст C-DIC изображений зависит от оптической разности хода; это усиливает контраст краев дислокационных ямок травления или границ раздела между областями с различными показателями преломления, например, областей с высокими механическими напряжениями, политипными включениями на поверхности образца. Метод C-DIC, в отличие от микроскопии в естественном или поляризованном свете, позволяет получить наибольшее количество устойчивых информативных признаков (тонких особенностей изображений) ямок травления, что повышает вероятность корректной классификации дислокации определенного вида.

Параметры изображений, полученных камерой микроскопа: размеры – 2592×1944 пикс.; разрешение – 27346 точек/дюйм; цветовой режим – RGB; глубина цвета – 24; пространственное разрешение – 5,5 точек/мкм (объектив 20×). В общей сложности было получено свыше 500 изображений поверхности эпитаксиальных слоев SiC.

## 2. Классификация дислокационной структуры монокристаллов SiC

Классификацию дислокаций по ямкам травления (рис. 3) проводили по их форме и относительным размерам (критерии поля деформации) [9].

Базисные дислокации *BPD* после селективного травления декорируются ямками травления овальной или ракушкообразной формы и имеют относительно небольшие размеры. Винтовые прорастающие дислокации *TSD* декорируются крупными ямками травления гексагональной формы с остроконечным дном. Прорастающие краевые дислокации *TED* также оформляются гексагональными ямками, однако имеют более округлые грани и меньшие размеры. Критерий формы и размеров ямок травления прорастающих дислокаций варьируется в зависимости от типа и степени легирования [3].

Следует заметить, что в зависимости от метода регистрации дислокаций, например, дифференциального интерференционного контраста или микроскопии в естественном свете, на изображениях будут существенные изменения в контурах, описывающих форму объекта.

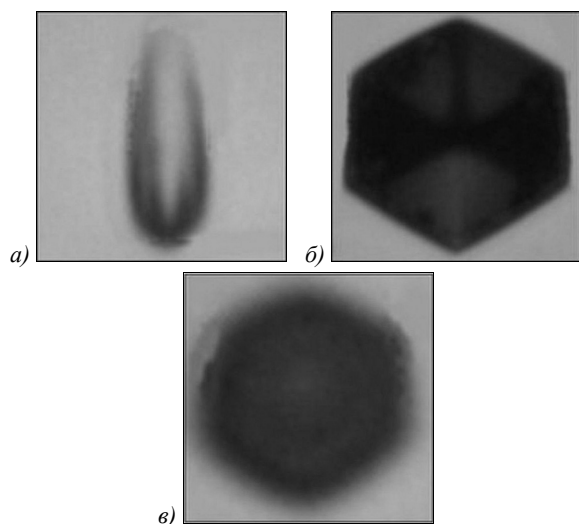


Рис. 3. Дислокационные структуры монокристаллов SiC: *BPD*  $9,5 \times 3,5$  мкм (а); *TSD* 20 мкм (б); *TED* 6,6 мкм (в)

Также в исследуемых образцах могут присутствовать скопления винтовых и краевых дислокаций на малых площадях эпитаксиального слоя (рис. 4), что существенно затрудняет процесс распознавания и требует разработки алгоритмов обработки изображений, позволяющих разделить перекрывающиеся ямки травления.

В работе [13] был предложен метод обработки изображений ямок травления соответствующим выходам микроотверстий на поверхность кристаллов SiC. Исследовались образцы подложек, содержащие локальные скопления микроотверстий с существенным перекрытием их ямок травления. В данной работе для разделения перекрывающихся границ ямок и подсчета плотности микроотверстий применялся алгоритм обработки, включающий следующие базовые этапы: 1) исключение малодфектных областей из расчета путем подсчета белых границ после применения оператора Собеля превышающих эмпирическое пороговое значение; 2) наложение на изображение сетки адап-

тивных конечных элементов с помощью библиотеки *Alberta* [14] и сегментация изображения с помощью оператора *Mean Curvature Flow (MCF)* [15]; 3) подсчет сегментированных ямок травления. Стоит отметить, что подсчет и классификация ямок травления, соответствующих другим типам дислокационных дефектов, в указанной работе не проводились.

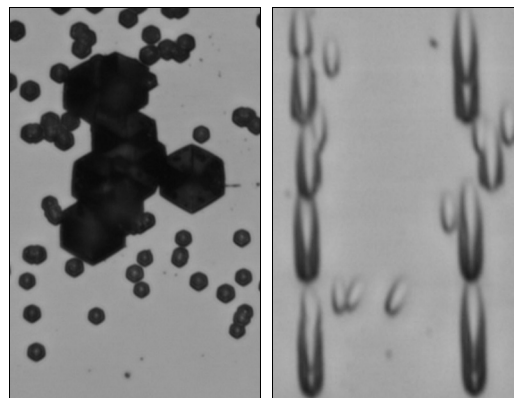


Рис. 4. Скопление дислокаций, образующих перекрывающиеся ямки травления

### 3. Нейронная сеть прямого распространения для распознавания дислокационной структуры SiC

Наиболее распространены два основных класса архитектур нейронных сетей – это сети прямого распространения, в которых нейроны объединяются в слои, и рекуррентные сети, где имеются обратные связи. Для распознавания дефектной структуры SiC и классификации дислокаций на *BPD*, *TSD* и *TED* в работе реализована двухслойная нейронная сеть прямого распространения (рис. 5).

В общем случае нейронная сеть может состоять из произвольного количества слоев нейронов. Математическая функция нейрона описывается следующими уравнениями:

$$v_k = \sum_{j=1}^m \omega_{kj} x_j, \quad (1)$$

$$y_k = \varphi(v_k + b_k), \quad (2)$$

где  $v_k$  – линейная комбинация входных воздействий;  $k$  – узел нейрона;  $m$  – количество входов;  $\omega_{kj}$  – синаптические веса;  $x_j$  – входные сигналы;  $y_k$  – выходной сигнал нейрона;  $\varphi()$  – функция активации;  $b_k$  – пороговый элемент.

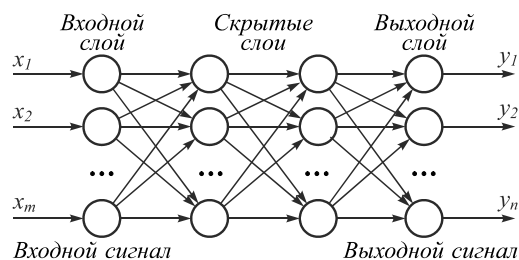


Рис. 5. Двухслойная нейронная сеть прямого распространения

Нейроны каждого слоя соединяются с нейронами предыдущего и последующего слоев. Количество нейронов и слоев связано со сложностью решаемой задачи, с количеством данных для обучения (информативных признаков), с требуемым количеством входов и выходов сети (классов распознавания), с имеющимися вычислительными ресурсами. Первый слой называется сенсорным или входным, внутренние слои называются скрытыми или ассоциативными, последний – выходным или результативным. Число нейронов в скрытых слоях определяется эмпирически.

В качестве входных информативных признаков, описывающих дислокации *BPD*, *TSD* и *TED*, использовался характеристический вектор, содержащий девять коэффициентов формы [9]: коэффициент округлости; коэффициент заполнения; эксцентриситет эллипса; коэффициент компактности; отношение эквивалентного диаметра к большой оси эллипса; отношение сторон ограничивающего объект прямоугольника; отношение площадей объекта и ограничивающего его прямоугольника; отношение осей эллипса; отношение периметров.

С применением алгоритма кластеризации *k-means* [10–12] была выполнена минимизация количества информативных признаков. Данная минимизация выполнялась в несколько этапов. На каждом этапе запускался процесс кластеризации и вычислялась средняя величина расстояния между центрами кластеров, а также средняя величина расстояния между центрами кластеров по каждому информативному признаку. На основании данных результатов из характеристического вектора убирался наименее информативный признак. Для кластеризации использовались изображения дислокационных структур *SiC*, полученные с помощью микроскопа. В результате было получено, что для разделения дислокаций на *BPD*, *TSD* и *TED* можно использовать три информативных признака: коэффициент округлости

$$k_{окр} = \frac{4\pi S}{P^2}, \tag{3}$$

коэффициент заполнения

$$k_{зан} = \frac{S}{hl} \tag{4}$$

и эксцентриситет эллипса

$$e = \sqrt{1 - \frac{b^2}{a^2}}, \tag{5}$$

где *S* – площадь объекта; *P* – периметр объекта; *h* и *l* – размеры описанного вокруг объекта прямоугольника; *b* и *a* – большая и малая полуоси эллипса. Таким образом, был сформирован вектор информативных признаков для классифицируемых дислокаций

$$K = (k_{окр}, k_{зан}, e).$$

Для обучения нейронной сети были созданы бинарные изображения с идеальными объектами, принадлежащие к различным классам дислокаций, расположенные под различными углами и имеющие разный размер. На основе данных изображений формировалось обучающее множество. По результатам кластеризации выбрана система информативных признаков, описывающая объекты на изображениях, и преобразована соответствующим образом для подачи на вход нейронной сети. Обучение нейронной сети выполнялось методом шкалированных связанных градиентов с функцией ошибки – кросс-энтропия *E* [10–12].

$$E = -\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^M \ln(y_i^k) d_i^k, \tag{6}$$

где  $y_i^k$  – значение на *i*-м выходе сети, полученное при подаче на вход *k*-го образа;  $d_i^k$  – целевое (желаемое) значение на *i*-м выходе сети, которое необходимо получить при подаче на вход *k*-го образа; *N* – количество образов в обучающей выборке; *M* – количество выходов сети.

Размер обучающей выборки составил 460 объектов, тестовой и подтверждающей выборок – по 99. Обучение начиналось с нейронной сети небольшого размера, которая постепенно увеличивалась до тех пор, пока по результатам тестирования не достигалась требуемая точность.

На рис. 6 приведена зависимость ошибки распознавания от количества нейронов в скрытом слое двухслойной нейронной сети. Минимальная ошибка распознавания была получена при 17 нейронах в скрытом слое и составила 6,7%.

На рис. 7 показано, как изменяется кросс-энтропия в зависимости от количества эпох обучения для обучающей, тестовой и подтверждающей выборок из обучающего множества.



Рис. 6. Зависимость ошибки распознавания от количества нейронов в скрытом слое

Минимальное значение кросс-энтропии составило 0,000123 и было достигнуто на 67-й эпохе, после чего было произведено 6 эпох подтверждения, в результате которых ошибка не изменилась, так как нейронная

сеть запомнила обучающее множество. Поэтому процесс обучения был остановлен на 73-й эпохе после проведения шести эпох подтверждения.

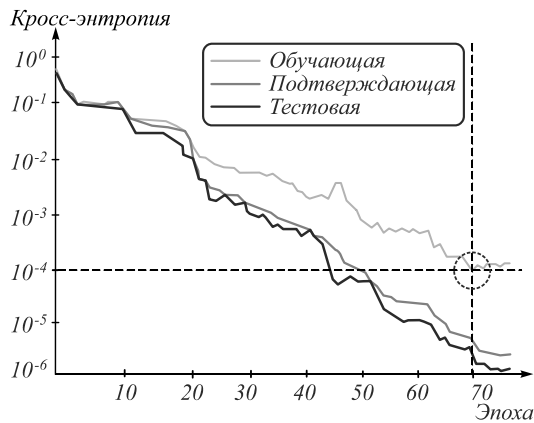


Рис. 7. Зависимость кросс-энтропии от количества эпох обучения

Для нейронов скрытого слоя применялась тангенсальная функция активации

$$y_k = th(v_k) = \frac{e^{v_k} - e^{-v_k}}{e^{v_k} + e^{-v_k}}, \quad (7)$$

а для нейронов выходного слоя – конкурирующая функция активации с мягким максимумом

$$y_k = e^{v_k} / \sum_{i=1}^n e^{v_i}. \quad (8)$$

С целью уменьшения ошибки распознавания результаты, полученные нейронной сетью, подвергаются дополнительной коррекции. Корректируются, в частности, различные шумы на изображении, которые не были устранены при предварительной обработке и могут быть распознаны, например, как краевые дислокации, а также сколы/срезы подложки SiC, которые могут быть распознаны как винтовые дислокации. Кроме этого, стоит учитывать схожесть формы ямок травления TED и TSD, что может привести к появлению дополнительных ошибок распознавания. При наличии распознанных BPD, TSD и TED дислокаций на изображении структуры, корректировка выходных данных нейронной сети выполняется по следующему алгоритму:

1. Вычисляется среднее значение площади объектов подмножества базисных дислокаций, распознанных нейронной сетью

$$S_{cp.BPD} = \sum_{i=1}^{N_{BPD}} S_{iBPD} / N_{BPD}, \quad (9)$$

где  $S_{iBPD}$  – площадь объекта подмножества базисных дислокаций;  $N_{BPD}$  – количество базисных дислокаций, распознанных нейронной сетью на изображении.

2. Вычисляются площади объектов, относящихся к подмножеству краевых дислокаций  $S_{TED}$ , и значения

их упорядочиваются от минимального  $S_{1TED}$  к максимальному  $S_{N_{TED}}$

$$S_{TED} = \{S_{1TED}, S_{2TED}, S_{3TED}, \dots, S_{N_{TED}}\}, \quad (10)$$

где  $N_{TED}$  – количество краевых дислокаций, распознанных нейронной сетью на изображении.

3. Выполняется сравнение площадей краевых дислокаций со средней площадью базисных дислокаций. Сравнение начинается с минимальной площади TED. Если

$$S_{iTED} < 0,3S_{cp.BPD}, i = 1 \dots N_{TED}, \quad (11)$$

то такой объект считается шумом и удаляется из подмножества краевых дислокаций. Оставшиеся в подмножестве краевых дислокаций объекты снова упорядочиваются по площади от минимального  $S'_{1TED}$  к максимальному  $S'_{M_{TED}}$

$$S'_{TED} = \{S'_{1TED}, S'_{2TED}, S'_{3TED}, \dots, S'_{M_{TED}}\}, \quad (12)$$

где  $M_{TED}$  – количество краевых дислокаций после выполнения п. 3.

4. Выполняется сравнение площадей краевых дислокаций с минимальной площадью объекта из данного подмножества. Если

$$S'_{jTED} > 3S'_{1TED}, j = 1 \dots M_{TED}, \quad (13)$$

то такой объект переносится в подмножество винтовых дислокаций TSD.

5. Вычисляются площади объектов, относящихся к подмножеству винтовых дислокаций  $S_{TSD}$ , и значения их упорядочиваются от минимального  $S_{1TSD}$  к максимальному  $S_{N_{TSD}}$

$$S_{TSD} = \{S_{1TSD}, S_{2TSD}, S_{3TSD}, \dots, S_{N_{TSD}}\}, \quad (14)$$

где  $N_{TSD}$  – количество винтовых дислокаций, распознанных нейронной сетью на изображении и перенесенных из подмножества краевых (п. 4).

6. Выполняется сравнение площадей винтовых дислокаций с минимальной площадью объекта из данного подмножества. Если

$$S_{iTSD} > 3S_{1TSD}, i = 1 \dots N_{TSD}, \quad (15)$$

то такой объект считается сколом/срезом подложки карбида кремния и удаляется из подмножества винтовых дислокаций.

При отсутствии распознанных базисных дислокаций на изображении структуры в качестве средней площади для сравнения с площадями краевых дислокаций используется средняя площадь винтовых дислокаций

$$S_{cp.TSD} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{TSD}} S_{iTSD}}{N_{TSD}}, \quad (16)$$

где  $N_{TSD}$  – количество винтовых дислокаций, распознанных нейронной сетью на изображении.

Для случая отсутствия  $BPD$  и  $TSD$  дефектов на изображении коррекция результатов, полученных нейронной сетью, не выполняется.

Коэффициенты в выражениях (11), (13) и (15) подбирались экспериментальным путем, таким образом, чтобы при выполнении рассмотренного алгоритма из распознанного множества объектов удалялись только шумы на изображении, а также сколы/срезы подложки  $SiC$ .

#### 4. Пример распознавания дефектной структуры

На базе предложенной нейронной сети разработано программное обеспечение, выполняющее построение карты распределения дислокаций по поверхности кристалла  $SiC$  и подсчет количества дислокаций различных типов.

Для тестирования работоспособности программного обеспечения использовалась библиотека из восьми изображений, которые содержали все виды дислокаций ( $BPD$ ,  $TED$  и  $TSD$ ), в том числе и их скопления. Данные изображения были получены с помощью цифровой камеры микроскопа. Каждое изображение преобразуется в бинарное, с вычислением порога яркости методом Оцу [16], и подвергается предварительной обработке с применением морфологических фильтров, используя которые можно разделять в том числе дислокационные скопления, имеющие небольшое перекрытие ямок травления. К исходному бинарному изображению применяется операция эрозии, затем утолщаются линии несвязанных частей (утолщение объекта). Полученное после указанной обработки изображение перемножается с исходным бинарным изображением. Также при выполнении предварительной обработки удаляются объекты, находящиеся на краях изображения (50 пикселей от края) и мелкие шумы, имеющие площадь меньше 40 пикселей. Далее вычисляются информативные признаки объектов на изображении, которые подаются на вход нейронной сети. Карта распределения дислокаций строится после прохождения всех изображений через нейронную сеть и выполнения алгоритма корректировки, после чего каждый из дефектов заменяется соответствующим условным обозначением. Общее количество объектов распознанных на восьми изображениях – 742, из них 334 –  $BPD$ , 376 –  $TED$  и 32 –  $TSD$ . Точность распознавания с алгоритмом корректировки составила 95 %, без использования данного алгоритма – 93 %.

На рис. 8 приведен пример изображения, построенного на основе обработки четырех изображений кристалла  $SiC$ , а на рис. 9 показана карта распределения дислокаций. Данные изображения входили в библиотеку из восьми изображений для тестирования работоспособности программного обеспечения.

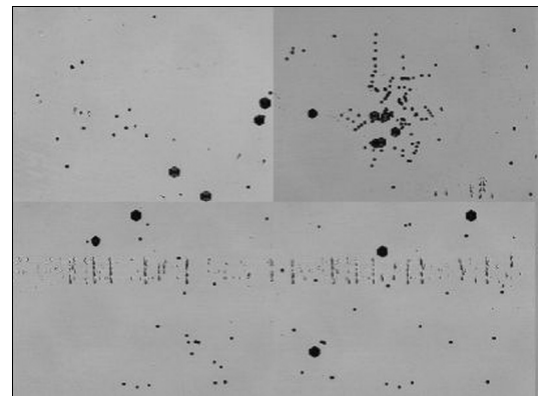


Рис. 8. Пример мозаики четырех фотографий эпитаксиального слоя карбида кремния

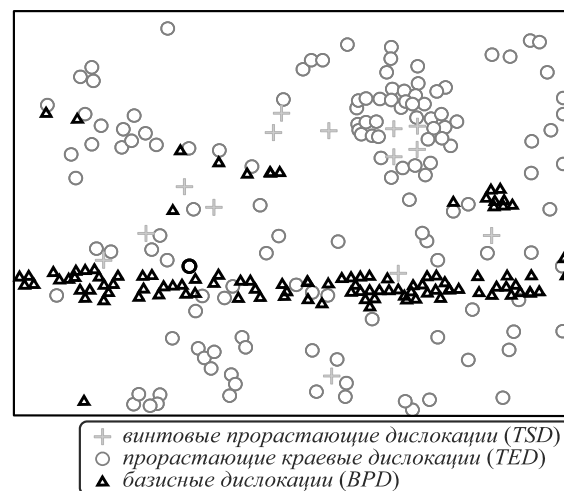


Рис. 9. Карта распределения дислокаций

#### Заключение

Разработан способ распознавания и анализа дислокационной структуры монокристаллов  $SiC$  с применением оптической микроскопии и нейронной сети прямого распространения. Апробация способа проводилась на гомоэпитаксиальных слоях карбида кремния 4H политипа.

На базе нейронной сети разработано программное обеспечение, позволяющее строить карты распределения краевых, винтовых и базисных дислокаций по поверхности монокристаллов. В настоящее время программное обеспечение применяется в лаборатории «Синтез и обработка монокристаллов карбида кремния» Национального исследовательского Мордовского государственного университета имени Н.П. Огарёва (г. Саранск).

#### Литература

1. Лучинин, В.В. Карбид кремния – алмазоподобный материал с управляемыми наноструктурно-зависимыми свойствами / В.В. Лучинин, Ю.М. Таиров // Наноиндустрия. – 2010. – Вып. 1. – С. 36-40.
2. Kimoto, T. Fundamentals of silicon carbide technology: Growth, characterization, devices and applications / T. Kimoto, J.A. Cooper. – Wiley-IEEE Press, 2014. – 538 p.

3. **Авров, Д.Д.** Политипные включения и политипная стабильность кристаллов карбида кремния / Д.Д. Авров, А.О. Лебедев, Ю.М. Таиров // Физика и техника полупроводников. – 2016. – Т. 50. – С. 501-508.
4. **Kallinger, B.** Threading dislocations in n- and p-type 4H-SiC material analyzed by etching and synchrotron X-ray topography / B. Kallinger, S. Polster, P. Berwian, J. Friedrich, G. Muller, A.N. Danilewsky, A. Wehrhahn, A.-D. Weber // Journal of Crystal Growth. – 2011. – Vol. 314, Issue 1. – P. 21-29. – DOI: 10.1016/j.jcrysgro.2010.10.145.
5. **Friedrichs, P.** Silicon carbide: Volume 1: Growth, defects, and novel applications / P. Friedrichs, T. Kimoto, L. Ley, G. Pensl. – Weinheim: John Wiley & Sons, 2011. – 528 p.
6. **Chen, H.** Effects of different defect types on the performance of devices fabricated on a 4H-SiC homoepitaxial layer / H. Chen, B. Raghoothamachar, W. Vetter, M. Dudley, Y. Wang, B. Skromme // MRS Online Proceeding Library Archive. – 2006. – 911. – DOI: 10.1557/PROC-0911-B12-03.
7. **Logunov, M.** Study of nanoscale inhomogeneities in silicon carbide crystals via small-angle X-ray scattering / M. Logunov, V. Neverov, B. Mamin, D. Skvortsov, R. Sidorov // Materials Science Forum. – 2016. – Vol. 858. – P. 349-352. – DOI: 10.4028/www.scientific.net/MSF.858.349.
8. **Danz, R.** C-DIC: A new microscopy method for rational study of phase structures in incident light arrangement / R. Danz, P. Gretscher // Thin Solid Films. – 2004. – Vol. 462-463. – P. 257-262.
9. **Сангвал, К.** Травление кристаллов: Теория, эксперимент, применение / К. Сангвал, пер. с англ. – М.: Мир, 1990. – 492 с.
10. **Хайкин, С.** Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин, пер. с англ. – Изд. 2-е. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. – 1104 с.
11. **Гонсалес, Р.** Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
12. **Сойфер, В.А.** Анализ и распознавание наномасштабных изображений: традиционные подходы и новые постановки задач / В.А. Сойфер, А.В. Куприянов // Компьютерная оптика. – 2011. – Т. 35, № 2. – С. 136-144.
13. **Karpinski, H.** Efficient image segmentation for detection of dislocations in high resolution light microscope images of SiC wafers / H. Karpinski, S.A. Sakwe, M. Fried, E. Bänsch, P. Wellmann // Materials Science Forum. – 2011. – Vols. 679-680. – P. 277-281. – DOI: 10.4028/www.scientific.net/MSF.679-680.277.
14. **Schmidt, A.** Design of adaptive finite element software: The finite element toolbox ALBERTA / A. Schmidt, K. Siebert. – Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2005. – ISBN: 978-3-540-22842-4.
15. **Evans, L.C.** Motion of level sets by mean curvature. I / L.C. Evans, J. Spruck // Journal of Differential Geometry. – 1991. – Vol. 33, Issue 3. – P. 635-681. – DOI: 10.4310/jdg/1214446559.
16. **Otsu, N.** A threshold selection method from gray-level histograms / N. Otsu // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. – 1979. – Vol. 9, Issue 1. – P. 62-66.

#### Сведения об авторах

**Брагин Анатолий Валерьевич**, 1983 года рождения, в 2006 году окончил Мордовский государственный университет им. Н.П. Огарёва по специальности 210302 «Радиотехника», работает старшим преподавателем кафедры радиотехники ФГБОУ ВО «МГУ им. Н.П. Огарёва».

Область научных интересов: распознавание образов, надежность радиоэлектронной аппаратуры.

E-mail: [bragin\\_av@mail.ru](mailto:bragin_av@mail.ru).

**Пьянзин Денис Васильевич**, 1982 года рождения, в 2004 году окончил Мордовский государственный университет им. Н.П. Огарёва по специальности 210302 «Радиотехника», кандидат технических наук, доцент, работает заведующим кафедрой радиотехники в ФГБОУ ВО «МГУ им. Н.П. Огарёва».

Область научных интересов: цифровая обработка сигналов.

E-mail: [pyanzin-dv@yandex.ru](mailto:pyanzin-dv@yandex.ru).

**Сидоров Роман Игоревич**, 1992 года рождения, в 2018 году окончил аспирантуру в Мордовском национальном исследовательском университете имени Н.П. Огарева по специальности 03.06.01 «Физика и астрономия», работает младшим научным сотрудником в научно-исследовательской лаборатории «Синтез и обработка монокристаллов карбида кремния» ФГБОУ ВО «МГУ им. Н.П. Огарёва».

Область научных интересов: технологии роста кристаллов полупроводников, дефекты кристаллических структур, обработка изображений, 3D-проектирование.

E-mail: [rokman\\_ri@mail.ru](mailto:rokman_ri@mail.ru).

**Скворцов Денис Александрович**, 1991 года рождения, в 2018 году окончил аспирантуру в Мордовском национальном исследовательском университете имени Н.П. Огарева по специальности 03.06.01 «Физика и астрономия», работает младшим научным сотрудником в научно-исследовательской лаборатории «Синтез и обработка монокристаллов карбида кремния» ФГБОУ ВО «МГУ им. Н.П. Огарева».

Область научных интересов: технологии роста кристаллов полупроводников, дефекты кристаллических структур, методы кристаллооптики, обработка изображений.

E-mail: [dismos51@gmail.com](mailto:dismos51@gmail.com).

ГРНТИ: 28.23.15

Поступила в редакцию 29 октября 2019 г. Окончательный вариант – 02 марта 2020 г.

---

# Recognition of dislocation structure of silicon carbide epitaxial layers by a neural network

A. V. Bragin, D. V. Pyanzin, R. I. Sidorov, D. A. Skvortsov

National Research Mordovia State University

43000, Russia, Republic of Mordovia, Saransk, Bolshevistskaya st., 68.

## Abstract

Technological features of the growth of single crystal silicon carbide inevitably create conditions for the formation of crystal structure defects in them. A method is proposed for recognizing and analyzing a dislocation structure of single crystal silicon carbide based on the use of optical microscopy and a direct distribution neural network. The method was tested on homoepitaxial layers of 4H-polytype silicon carbide.

Software has been developed that allows building maps of the dislocation structure distribution over the surface of single crystal silicon carbide. The software was tested on digital images of the surface of silicon carbide epitaxial layers. The accuracy of recognition of dislocation structure was 95%.

The dislocation mapping is used in the development of process technologies for reducing their density during the growth of single crystals.

**Keywords:** defective structure, dislocations, silicon carbide, image recognition, neural network.

**Citation:** Bragin AV, Pyanzin DV, Sidorov RI, Skvortsov DA. Recognition of dislocation structure of silicon carbide epitaxial layers by a neural network. *Computer Optics* 2020; 44(4): 653-659. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-660.

## References

- [1] Luchinin VV, Tairov YuM. Silicon carbide, a diamond-like material with controllable nanostructure depending properties [In Russian]. *Nanoindustry* 2010; 1: 36-41.
- [2] Kimoto T, Cooper JA. *Fundamentals of silicon carbide technology: Growth, characterization, devices and applications*. Wiley-IEEE Press; 2014.
- [3] Avrov DD, Tairov YuM, Lebedev AO. Polytype inclusions and polytype stability in silicon-carbide crystals. *Semiconductors* 2016; 50(4): 494-501.
- [4] Kallinger B, Polster S, Berwian P, Friedrich J, Muller G, Danilewsky AN, Wehrhahn A, Weber A-D. Threading dislocations in n- and p-type 4H-SiC material analyzed by etching and synchrotron X-ray topography. *J Cryst Growth* 2011; 314(1): 21-29. DOI: 10.1016/j.jcrysgro.2010.10.145.
- [5] Friedrichs P, Kimoto T, Ley L, Pensl G. *Silicon carbide: Volume 1: Growth, defects, and novel applications*. Weinheim: John Wiley & Sons; 2011.
- [6] Chen H, Raghothamachar B, Vetter W, Dudley M, Wang Y, Skromme B. Effects of different defect types on the performance of devices fabricated on a 4H-SiC homoepitaxial layer. *MRS Online Proceeding Library Archive* 2006; 911. DOI: 10.1557/PROC-0911-B12-03.
- [7] Logunov M, Neverov V, Mamin B, Skvortsov D, Sidorov R. Study of nanoscale inhomogeneities in silicon carbide crystals via small-angle X-ray scattering. *Mater Sci Forum* 2016; 858: 349-352. DOI: 10.4028/www.scientific.net/MSF.858.349.
- [8] Danz R, Gretscher P. C-DIC: A new microscopy method for rational study of phase structures in incident light arrangement. *Thin Solid Films* 2004; 462-463: 257-262.
- [9] Sangwal K. *Etching of crystals: Theory, experiment and application*. New York: North-Holland Physics Publishing; 1987.
- [10] Haykin S. *Neural networks: A comprehensive foundation*. 2<sup>nd</sup> ed. Prentice-Hall; 1999.
- [11] Gonzalez RC, Woods RE. *Digital image processing*. 2<sup>nd</sup> ed. Prentice-Hall; 2002.
- [12] Soifer VA, Kupriyanov AV. Analysis and recognition of the nanoscale images: conventional approach and novel problem statement. *Computer Optics* 2011; 35(2): 136-144.
- [13] Karpinski H, Sakwe SA, Fried M, Bänsch E, Wellmann P. Efficient image segmentation for detection of dislocations in high resolution light microscope images of SiC wafers. *Mater Sci Forum* 2011; 679-680: 277-281. DOI: 10.4028/www.scientific.net/MSF.679-680.277.
- [14] Schmidt A, Siebert K. *Design of adaptive finite element software: The finite element toolbox ALBERTA*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag; 2005. ISBN: 978-3-540-22842-4.
- [15] Evans LC, Spruck J. Motion of level sets by mean curvature. *I. J Differential Geom* 1991; 33(3): 635-681. DOI: 10.4310/jdg/1214446559.
- [16] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst* 1979; 9 (1): 62-66.

---

## Authors' information

**Anatoly Valerievich Bragin**, (b. 1983) graduated from Mordovia State University in 2006, majoring in Radio Engineering. He works as a senior lecturer at Radio Engineering department in National Research Mordovia State University. Research interests are pattern recognition, reliability of electronic equipment. E-mail: [bragin\\_av@mail.ru](mailto:bragin_av@mail.ru).

**Denis Vasilievich Pyanzin**, (b. 1982) graduated from Mordovia State University in 2006, majoring in Radio Engineering, candidate of Technical Sciences, docent. He works as a Head of Radio Engineering department in National Research Mordovia State University. Research interests is digital signal processing. E-mail: [pyanzin-dv@yandex.ru](mailto:pyanzin-dv@yandex.ru).

---



---

**Roman Igorevich Sidorov**, (b. 1992) in 2018 graduated from graduate school in National Research Mordovia State University, specialty "Physics and Astronomy", works as a Junior researcher in the research laboratory "Synthesis and processing of single crystals of silicon carbide" National Research Mordovian State University. Research interests are semiconductor crystal growth technologies, crystal structure defects, image processing, 3D design. E-mail: [rokman\\_ri@mail.ru](mailto:rokman_ri@mail.ru).

**Denis Aleksandrovich Skvortsov**, (b. 1991) in 2018 graduated from graduate school in National Research Mordovia State University, specialty "Physics and Astronomy", works as a Junior researcher in the research laboratory "Synthesis and processing of single crystals of silicon carbide" National Research Mordovian State University. Research interests are semiconductor crystal growth technologies, crystal structure defects, image processing. E-mail: [dis-mos51@gmail.com](mailto:dis-mos51@gmail.com).

---

*Received October 29, 2019. the final version – March 02, 2020.*

---