

## МЕТОДЫ СЕГМЕНТАЦИИ АСМ И СТМ ИЗОБРАЖЕНИЙ. РАСПОЗНАВАНИЕ И ОПИСАНИЕ КЛАСТЕРНЫХ ОБЪЕКТОВ ПОВЕРХНОСТИ В НАНОДИАПАЗОНЕ

М. И. Игнатовский

Отдел проблем ресурсосбережения НАНБ, пл. Тизенгауза 7, 230023 г. Гродно, Беларусь.

### Введение

Использование АСМ и СТМ микроскопии предоставляет возможность получать массивы данных характеризующих морфологию реальной поверхности исследуемого образца. Дальнейшая обработка данных при помощи математических методов позволяет найти параметры описывающие физические и триботехнические свойства поверхности. Вычислительная техника обычно используется для интерпретации числовых экспериментальных данных в качестве изображения рельефа поверхности, что в свою очередь делает возможным визуальный контроль за результатами эксперимента. Логическим продолжением визуализации можно считать выделение отдельных рельефных образований и дальнейший переход от интегральных характеристик к индивидуальным для каждого кластерного объекта, и статистическую обработку данных.

Нами сделана попытка реализации алгоритмов распознавания кластерных объектов поверхности (так называемой сегментации изображения) в целях дальнейшей обработки характеристик. Алгоритмы, используемые для сегментации, должны зависеть от набора правил, которыми описываются объекты, их относительных размеров и качества изображения.

### Методика

Задача сегментации изображения в общем виде, включает разработку процедур, позволяющих разбить множество объектов на классы [1]. Множество характеристик, описывающих объект, может быть бесконечно большим. Из этого следует необходимость описания некоторого ограниченного количества характеристик объекта, т.е. требуется рассмотреть только проекцию множества характеристик на пространство выбранных характеристик. Пусть  $\{F\}$  – множество объектов, а  $X$  –  $n$ -мерное пространство характеристик:

$$X = \{x_1, x_2, x_3, \dots\}$$

Разбиение на классы можно считать полностью завершённым, если для всех  $X_i$  ( $i = 1, 2, \dots$ ) выполняется

$$X_i \cap X_j = 0 (\forall i, j)$$

Совокупность  $X_i$  представляет собою результат разделения  $\Pi(X)$  множества  $X$ , и задача заключается в отыскании такой функции  $f$ , которая обеспечивает это разделение:

$$f : X \rightarrow \Pi(X)$$

Для характеристики элементов множества могут быть использованы следующие способы:

- количественный, когда значение характеристики получено в результате измерения некоторой величины (яркость точки изображения, высота точки поверхности);
- вероятностный, при котором каждому элементу множества приводится в соответствие вероятность появления некоторого события;
- двоичный, когда оценивается наличие или отсутствие какого-либо свойства.

Для решения реальных задач необходимо использовать не все характеристики объекта, а лишь существенные, т.е. те, которые являются необходимыми и достаточными для дальнейших процедур.

В случае обработки изображения рельефа поверхности необходимо формализовать задачу выделения однородных поверхностных образований – кластерных объектов. В идеале, мы можем говорить о двух классах объектов: собственно описываемых элементах рельефа и границах между ними.

Массив экспериментальных данных представляет собой двумерную матрицу  $z = f(x, y)$ , где  $z$  можно рассматривать в качестве яркости изображения. Для описания визуальных признаков объектов мы можем выделить следующие характеристики.

1. Яркостные признаки – являются наиболее часто используемыми для описания визуальных объектов. Измерение яркостных признаков можно проводить либо в отдельных точках изображения, либо в окрестностях. Например, средняя яркость точки  $(i, j)$  изображения размером  $(2W + 1) \times (2W + 1)$  элементов определяется как

$$Y(i, j) = \left[ \frac{1}{(2W + 1)^2} \sum_{m=-W}^{m=W} \sum_{n=-W}^{n=W} Y(i + m, j + n) \right]$$

2. Контурные признаки – резкие изменения (разрывы) яркости, координаты цвета или параметров, характеризующих структуру, являются удобными для сегментации признаками, т.к. они определяют очертания изображенных объектов. Локальные разрывы значений яркости называют яркостными перепадами или яркостными контурами; протяженные разрывы – отрезками границы объекта. Алгоритм обработки изображения можно представить общей схемой, где исходные данные заданы матрицей  $F(i, j)$ , подвергающейся линейной или нелинейной обработке в целях усиления перепада яркости. Результатом преобразования будет массив чисел  $G(i, j)$ . Затем выполняется операция сравнения с порогом и определяется положение элементов изображения с ярко выраженными перепадами. Если  $G(i, j) < T_L(i, j)$ , то имеет место нисходящий перепад, а при  $G(i, j) \geq T_U(i, j)$  – восходящий перепад, где величины  $T_L(i, j)$  и  $T_U(i, j)$  – нижнее и верхнее пороговое значение. Выбор порога является одним из ключевых вопросов выделения перепадов. При слишком высоком уровне порога не будут выделены структурные элементы с низким контрастом. Слишком низкий уровень порога явится причиной того, что шум можно будет принять за перепад.

3. Цветовые контуры – это характеристика, при помощи которой можно описывать цветные изображения. Определяются для каждого элемента координаты цвета  $T_1, T_2, T_3$ , пропорционально количеству красного, зелёного и синего основных цветов, необходимых для уравнивания цвета всего элемента. Яркость элемента будет представлять собой взвешенную сумму

$$Y = a_1 T_1 + a_2 T_2 + a_3 T_3$$

значений координат цвета, где  $a_i$  – весовые коэффициенты.

4. Признаки пятна и линии. Можно предполагать, что линии и пятна являются локальными фрагментами более крупных структур. Пятном называется относительно маленькая область изображения, яркость которой значительно отличается от яркости окрестности. Признаком прохождения линии через точку, может являться прохождение через эту точку и две ближайшие соседние перпендикулярных линий, яркость в которых меняется от низкого уровня к более высокому, а затем снова к более низкому (или наоборот). Линии единичной ширины могут быть обнаружены при помощи линейных свёрток набором масок.

5. Тектурные признаки могут быть использованы для описания двумерных массивов изменений яркости. При этом под текстурой мы понимаем фрагмент рисунка, который регулярно повторяется в пределах области, которая велика по сравнению с размерами объекта. Поскольку текстура – пространственное свойство, измерения её признаков должны быть ограничены областями, обладающими относительной однородностью. При обработке изображений может оказаться полезным синтез текстур. Если на изображении ограниченная область сильно искажена шумом, её можно заменить областью с искусственной текстурой.

## Результаты и обсуждение

В качестве образцов использовались изображения топографии поверхностей полученные на АСМ и СТМ микроскопах. Исходные данные представляли собой двумерные массивы целых чисел размером  $128 \times 128$ ,  $256 \times 256$  и  $512 \times 512$ . Для визуализации изображений программа использует как

класс “Bitmap”, так и библиотеку Open GL, с возможностью сохранения изображения в виде BMP файла. Изображение может быть получено в градациях серого цвета, одном из цветов палитры, и с использованием различных цветов для передачи разных уровней яркости (высот поверхности).

Была поставлена задача распознавания и описания плоскостных террасообразных образований (в дальнейшем терраски) на поверхности. Задача может быть применена для контроля за ростом кристаллов, как альтернатива интегрального решения [2]. Априорное понятие терраска было уточнено, как приближённая плоскость имеющая единый пространственный угол наклона. В дальнейшем при разработке алгоритма сегментации данное определение должно было уточняться.

Для выделения объекта – терраска были приняты следующие параметры: перепад высот между соседними точками поверхности, величина градиента в точке поверхности [3] и минимальный размер терраски. Объект ShapeTerrace выводится из класса общих объектов Shape, что позволяет применить принцип объектно-ориентированного программирования и облегчить формальное описание других кластерных объектов модули распознавания, которые будут добавляться в программу.

На рис.1 приведено исходное изображение анализируемого образца. Его параметры: ширина и длина 172,6×200,4 нм, максимальная высота точек рельефа 2,116 нм. На рис. 2. приведен результат сегментации изображения – белым цветом показаны границы между террасками. В данном случае было выделено 17 террасок. На результат работы алгоритма сильно влияет выбор граничных параметров. Для изображений данного размера опытным путём были установлены оптимальные значения параметров. Для перепада высот между ближайшими точками – 3–4 пиксела, значение градиента в точке 120–150.

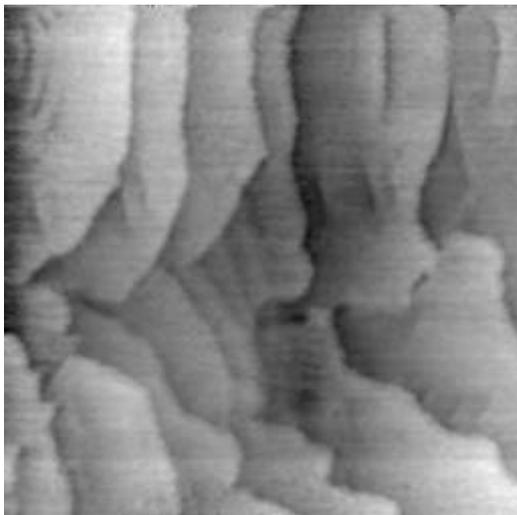


Рис. 1. Исходное изображение

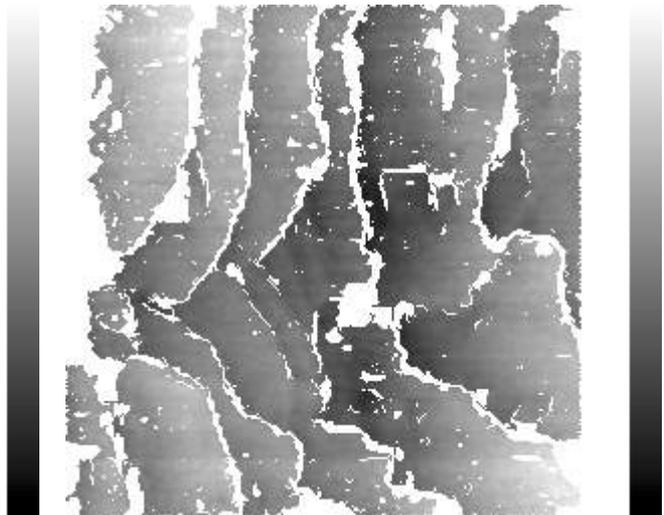


Рис. 2. Сегментированное изображение

На рис. 3. приведено трёхмерное изображение исследуемой поверхности. После проведённой сегментации продолжается работа с террасками. Терраски аппроксимируются плоскостями (рис. 4). Используя результаты аппроксимации, мы можем перейти к такому параметру, как средняя высота терраски. Используя рис. 4, можно перейти к уточнению определения терраска. Легко заметить, что некоторые плоскости имеют области шириной достаточной для постановки вопроса: являются ли они одной терраской или несколькими. Такие участки можно назвать областями «перетекания». Решение этого вопроса становится особенно важным, когда мы переходим к анализу изображений размером около 1000×1000 нм, где количество искомых объектов должно быть порядка нескольких сотен.

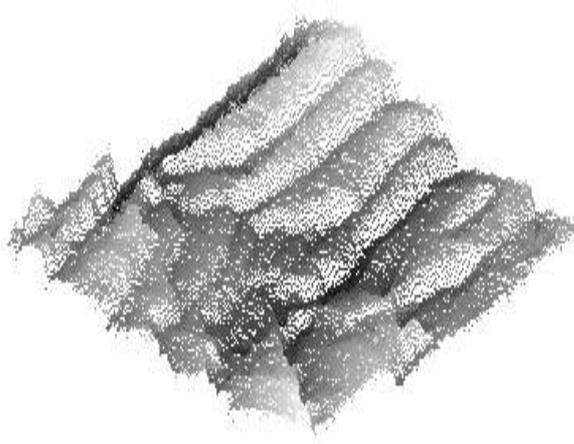


Рис. 3. Исходное трёхмерное изображение

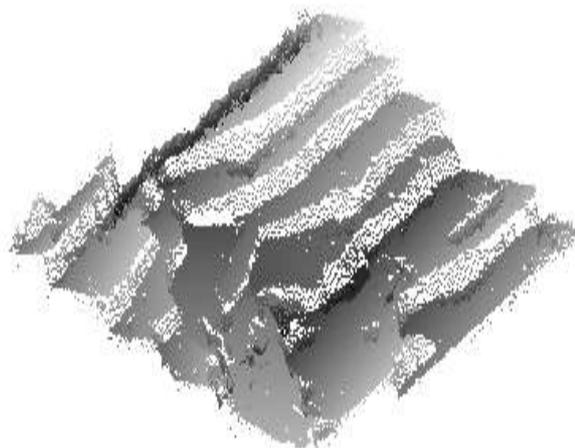


Рис. 4. Трёхмерное изображение после сегментации и аппроксимации

Важным вопросом является качество используемых экспериментальных данных. Изображение, которое может казаться достаточно простым для анализа при рассмотрении вида сверху (рис. 5), на самом деле содержит огромное количество помех, что хорошо видно на его трёхмерном изображении (рис. 6). Пример может иллюстрировать аксиому о том, что чрезвычайно трудно приблизиться к человеческому способу мышления в программе допустимой степени сложности.

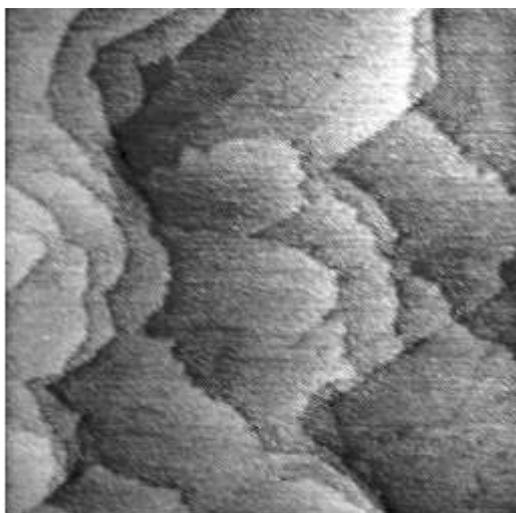


Рис. 5. Чёткие границы кластерных объектов, вид сверху

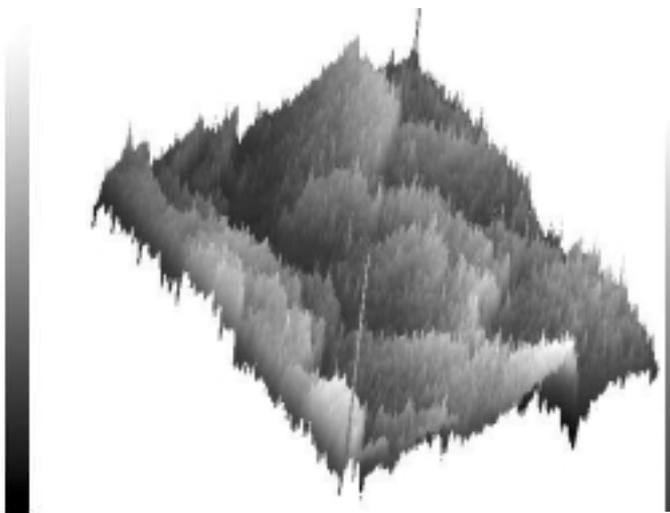


Рис. 6. Шумы, затрудняющие сегментацию, трёхмерное изображение

Устранение помех чрезвычайно важно при решении задачи сегментации. Как было сказано выше, на этапе контрастирования данные подвергаются линейной или нелинейной обработке в целях усиления перепада яркости. Это в свою очередь приводит к усилению помех. Для крупномасштабных изображений размер объекта может быть сравним с областью занимаемой помехой. Для устранения помех применяют фильтрацию, что противоречит операции контрастирования.

Восстановление изображения одним из методов: усреднением, медианным фильтром или преобразованием БПФ (быстрое преобразование Фурье), может привести к отрицательным результатам. Одним из критериев точности могут служить нормы разностей между величинами  $f$  – в плос-

кости изображения и  $v$  – в частотной плоскости при последовательных итерациях восстановления [4].

$$\varepsilon_I = |f_{i+1} - f_i|$$

$$\varepsilon_F = |v_{i+1} - v_i|$$

Выбор величин зависит от того, в какой плоскости изображения более надёжны соответствующие данные.

Одним из методов обхода данной проблемы является введение дополнительных параметров, на которые не влияют существующие помехи. В наиболее тривиальном случае можно использовать критерий минимально возможной площадки и алгоритм дальнейшего присоединения их к ближайшим соседним объектам.

### Выводы

Проблемы создания процедур сегментации изображения и распознавания образов развивающаяся область технического знания, находящая применение в медицине, астрономии и т.д. На основе описанных выше методик разработан и продолжает совершенствоваться алгоритм распознавания некоторых классов кластерных объектов. Применение данных методик для изучения физики поверхности при обработке изображений нанодиапазона позволяет полнее использовать возможности компьютера при описании и анализе топографии поверхности, автоматизировать процесс исследования образцов. Представляется возможным перейти от интегральных характеристик поверхности к индивидуальным параметрам кластерных объектов и их статистическому анализу.

### Литература

1. Вапник В.Н., Дженкинс Г. Теория распознавания образов. М.: Наука, 1974, с. 415
2. Jordan S.M., Schad R., Lawler J.F., Herrmann D.J.L., H van Kempen Quantitative analysis of scanning tunnelling microscope images of Fe grown epitaxially on MgO(001) using length-dependent variance measurements // Journal Physics. Condens. Matter 10 1998
3. Ковалёв В.А., Чижик С.А. Анализ ориентационного строения поверхности твёрдых тел // Трение и износ. 1993. Т.14, №2. С.285-298
4. Бейторс Р. Мак-Доннелл М. Восстановление и реконструкция изображений. М.: Мир. 1989