

SHESTAKOV E.A., VORONOV A.A. Decomposition of multiply connected polygon in a set of orthogonal polygons

Decomposition of multiply connected polygon in a set of orthogonal polygons is considered that can be applied to a problem of formation covering for layout objects. The purpose of the paper is a search covering which consists of the minimal number of orthogonal polygons for any multiply connected polygon. Decomposition of the multiply connected polygon in a set of orthogonal polygons is considered as the first step of the decision process for the main decomposition problem of multiply connected polygon in set of rectangles.

Object of research are multiply connected polygons, i. e. elements of layout patterns.

An heuristic method for decomposition of the multiply connected polygon in a set of the orthogonal polygons is proposed. This method enables to exclude an occurrence of uncovered areas in an initial multiply connected polygon and to reduce essentially possible crossings of rectangles in the covering.

УДК 681.4

Дудкин А.А.

АЛГОРИТМЫ ДЛЯ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ТОПОЛОГИИ В ЗАДАЧЕ ОБРАТНОГО ПРОЕКТИРОВАНИЯ ИНТЕГРАЛЬНЫХ СХЕМ

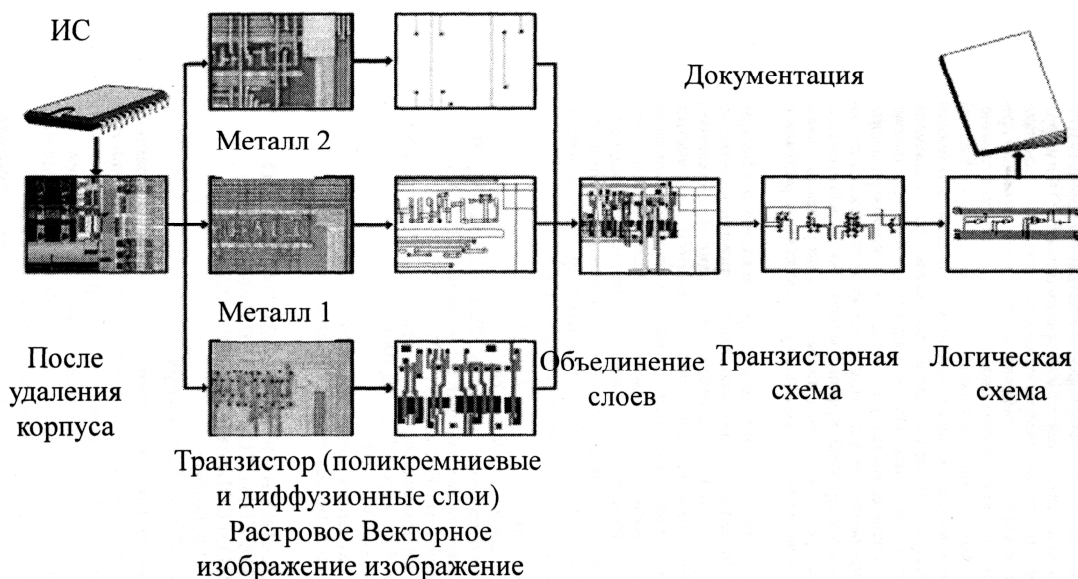


Рис. 1. Этапы восстановления схемы при обратном проектировании

Введение. Задача обратного проектирования интегральных схем (ИС) состоит в восстановлении топологии ИС по совокупности изображений ее топологических слоев для получения далее структурной, функциональной и принципиальной схем ИС с целью внесения функциональных изменений в ИС. Эти изменения могут быть основаны на различных критериях. Например, в качестве таких критериев могут выступать новые стандарты по тестируемости, потребляемой мощности, производительности или ограничения по площади ИС. Кроме того, восстановление топологии используется для анализа принципиальной схемы ИС, представляющей собой интеллектуальную собственность, с целью идентификации функциональных блоков ИС, а также с целью тестирования степени защищенности ИС от воспроизведения.

Процесс обратного проектирования [1] достаточно сложен и включает несколько технологических этапов (рис. 1): удаление корпуса ИС; сканирование топологического слоя; анализ изображения топологического слоя; удаление верхнего слоя; анализ изображения очередного топологического слоя и межслойных соединений; построение транзисторной и принципиальной схем. Из систем обратного проектирования следует указать OptEMInspector фирмы OptEM, CircuitMiner фирмы Semiconductor Insights и Design Analysis Workstation фирмы Chipsworks.

Отличительными особенностями задач обработки, анализа и идентификации изображений топологии ИС являются следующие. Во-первых, каждое изображение, представляющее собой информацию об одном слое, может содержать и информацию о смежных слоях изделия. Во-вторых, изображения характеризуются наличием мешающего фона, а также неопределенностью положения и ориен-

тации отдельных элементов, приводящими к большой избыточности. Когда ИС перемещается или движется оптическая система ввода, сдвиги неизбежны, так как имеются погрешности перемещения, которые при съемке микронных изделий становятся очень существенными. Механические системы могут сократить рассовмещение, но только в некоторых метрических и угловых пределах. В третьих, изображения, как правило, представляются совокупностью кадров с некоторым перекрытием соседних кадров. Если используется оптико-электронная система ввода с ПЗС-матрицей, то каждый кадр представляется в виде матрицы пикселей, а изображение в целом в виде матрицы кадров. Поэтому основной задачей при вводе изображения является определение оптимального совмещения (сшивки) соседних кадров в области перекрытия.

Сложность обработки обусловлена наличием нежелательных эффектов на изображениях, полученных с использованием ПЗС-матриц: яркие вертикальные полосы на месте ярких зон изображения небольшой площади, наличие «слепых» или «горячих» пикселей, неравномерность чувствительности по полю матрицы и т.д. Кроме того, трудно собрать изображения одинаковой интенсивности из-за неодинаковых характеристик источника света линзы камеры. Можно показать пример неравномерного освещения, например, медной фольги или чистой ПП перед производством. При наличии отличий в освещенности совмещаемых изображений, в том числе, в структуре теней, присутствуют отличия в яркостной структуре изображений. Оба рассмотренных типа отличий можно объединить в группу яркостных искажений изображений. Кроме того, имеют место геометрические искажения: отличия в масштабе, повороте, сдвиге,

ракурсе совмещаемых изображений. Поэтому важно провести коррекцию оптических искажений.

В работе предложены алгоритмы для основных этапов восстановления топологии ИС применительно к решению задачи обратного проектирования: сшивки кадров, идентификации объектов топологии и корректировки их геометрической формы и яркостных характеристик при восстановлении.

Коррекция рассовмещения и сшивка кадров. Различают аппаратную и алгоритмическую (программную) коррекцию рассовмещения.

Коррекция рассовмещения включает в себя компенсацию продольных и поперечных сдвигов, поворотов при сохранении перпендикулярности; нарушения перпендикулярности: изменения масштаба и т. д.

Задача компенсации продольного и поперечного сдвигов изображения обеспечивается в так называемом режиме задержки и интегрирования [2]. Этот режим работы матричного ПЗС характеризуется тем, что скорость движения изображения в фокальной плоскости объектива должна быть синхронизирована со скоростью переноса зарядовых пакетов вдоль столбцов матрицы ПЗС. Практически эта синхронизация достигается двумя возможными способами, которые могут применяться независимо, но для минимизации ошибки синхронизации, как правило, используются вместе:

- движением оптических элементов или с помощью так называемой оптико-механической компенсации движения;
- выбором частоты переноса зарядовых пакетов в матрице ПЗС, т. е. с помощью электронной компенсации.

Ряд поправок определяется в процессе калибровки устройств ввода: координатного стола и исполнительных механизмов. Следует отметить, что получаемые наборы поправок уникальны для каждой копии оригинала топологии и каждой процедуры загрузки контролируемого оригинала [3]. Поэтому в системах контроля, как правило, имеются подсистемы для устранения рассовмещений, которые не устраняются в результате работы других систем компенсации погрешностей устройства управления линейными шаговыми двигателями. Это касается погрешностей, обусловленных неоднородностью материала, климатическими факторами, искажениями геометрических размеров подложек и т. д.

Изображения топологических слоев ИС, получаемых при восстановлении топологии в технологии обратного проектирования, не имеют выделенных опорных точек, а известны лишь среднее значение перекрытия и некоторое допустимое отклонение от заданного значения. В этом случае сшивка кадров изображений основана на анализе информации в областях перекрытия соседних кадров и определении степени отличия перекрывающихся областей (используется функция расстояния) или их подобия (используются корреляционные функции), которые бы с максимально возможной точностью и достоверностью позволяли локализовать фрагмент [4, 5].

В двумерном измерении евклидово расстояние между пикселями $p_1(x_1, y_1)$ и $p_2(x_2, y_2)$ определяется с помощью формулы

$$\|p_1 - p_2\| = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}.$$

В качестве эквивалента функции часто используют квадрат расстояния. Расстояние можно также измерять функцией $\|p_1 - p_2\| = d_{abs}(p_1, p_2) = |x_1 - y_1| + |x_2 - y_2|$. На практике функции расстояния являются более сложными – могут дополнительно учитывать параметры контраста, средней освещенности, шума и другие факторы, которые входят в формулы как слагаемые или коэффициенты: $p(x, y) = ap(x, y) + b + \varepsilon(x, y)$, где a , b и $\varepsilon(x, y)$ – параметры контраста, средней освещенности и шума соответственно.

Мера сходства может быть определена через функцию расстояния: считается, что пиксели схожи, если $d(p_1, p_2) \leq \lambda$, где λ – некоторый установленный порог.

Если в качестве меры различия в некотором пикселе (k, l) будем брать среднеквадратичную ошибку $\varepsilon^2(k, l) =$

$$= \sum_x \sum_y [p_1(x, y) - p_2(x + k, y + l)]^2,$$

которая минимизируется перебором всех допускаемых сдвигов эталона по заданной области контролируемого снимка, то приходим к корреляционной функции подобия. Считается, что в точке экстремума реализуется сходство, если $\varepsilon^2(k, l) \leq \lambda$, где λ – некоторый установленный порог.

Используя специальные преобразования, можно ускорить вычисления корреляции. Хороший результат дает дополнительное использование фильтрации [6] и автокорреляционных функций Фурье [7]. Широко используется при построении наилучшего совмещения перекрывающихся областей способ, когда выбираются некоторые общие области, которые существенно меньше, чем заданные совмещаемые области [8-10]. В рамках каждого из этих подходов возможно также использование алгоритмов параллельного совмещения для ускорения процесса вычисления. При этом вначале выбираются соответствующие кадры, затем перебираются все возможные перекрытия кадров и параллельно вычисляются суммы различия между пикселями в области перекрытия.

Задача сшивки изображения рассматривается при следующих ограничениях. Кадры изображения имеют одинаковый масштаб и являются прямоугольными, каждая область перекрытия также является прямоугольной (рис. 2). Кадры получены одной камерой, но в разные моменты времени и/или при различном освещении. При этом имеются также искажения, обусловленные эффектом перспективы, нечеткой фокусировкой на границе кадра, разной высотой и присутствием тени, поворота.

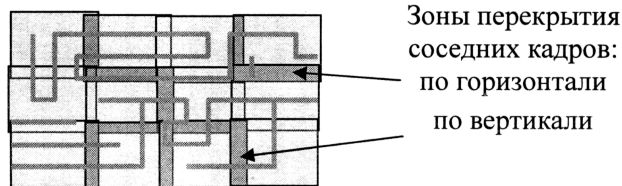


Рис. 2. Фрагмент слоя металлизации ИС

С практической точки зрения, в связи с большой вычислительной сложностью, разработаны приближенные алгоритмы [11] совмещения, дающие некоторое приемлемое квазиоптимальное решение. В первом алгоритме схемы в качестве критерия качества сшивки используется локальный критерий – функция, оценивающая сшивку четверок кадров, расположенных в виде матрицы размерности 2×2 с применением функции расстояния. Сшиваются первые четыре кадра, которые фиксируются. Далее в зависимости от алгоритма перебора кадров-кандидатов для сшивки осуществляется добавление двух или трех кадров, при этом оценивается новая четверка кадров, в которую от старой входит два либо один кадр. Во втором алгоритме в качестве критерия качества сшивки используется функция совмещения кадра со всеми соседними кадрами.

Эксперименты показали, что для изображений с небольшим рассогласованием перекрывающихся кадров предпочтителен первый алгоритм: качество решения лучше, однако по времени оба алгоритма сравнимы. Кроме того, для некоторых изображений возможно закливание второго алгоритма, поскольку не удается достичь величины максимального сдвига, меньшей заданной. Для таких изображений является характерным наличие не одного локального максимума в матрицах соответствия перекрывающихся областей, а цепочки максимумов, равных по значению.

Выделение объектов слоя ИС. Выбор того или иного метода сегментации зависит от конечной цели всего процесса обработки изображений, типа обрабатываемых изображений, имеющихся вычислительных мощностей. Труднее всего построить алгоритм для сегментации сильнозашумленных изображений, каковыми и являются изображения топологических слоев ИС. В рамках предложенных технологий разработаны алгоритмы сегментации полутоновых и цветных изображений, комбинирующие в себе оба подхода к реше-

нию задачи сегментации. Вначале в каждом алгоритме решается задача выделения на изображении контуров, где критерием разделения на области выступает их яркостная характеристика, а затем на основе полученной информации осуществляется покрытие изображений набором областей. Каждый сегмент определяется цветом и границами, заданными последовательностью точек, либо совокупностью параллельных отрезков, концы которых принадлежат границам (по аналогии с отрезками в круге назовем их хордами).

Разработаны три новых подхода к обработке изображений топологии, которые можно охарактеризовать следующим образом.

Первый подход основывается на дискретных ортогональных преобразованиях сигналов в базисе двумерных функций, которые обеспечивают точное выделение контуров на бимодальных полутоновых изображениях и модифицированных преобразований Хафа (ПХ), которые позволяют выполнять аппроксимацию контуров объектов с заданной точностью [12].

Во втором подходе выделение сегментов осуществляется путем предварительной кластеризации множества пикселей цветных изображений топологии с использованием экспериментально полученных функций расстояния, учитывающих особенности цветовых характеристик топологических слоев ИС, последующего построения семантических описаний сегментов в виде векторов информативных признаков (площади, диагонали и др.), которые затем используются при пороговом разделении при окончательном формировании сегментов [13]. Векторизация осуществляется также на основе ПХ. Способ ориентирован на обработку цветных двухспектральных изображений, но, благодаря использованию многокритериального порогового разделения, он, распространен и на обработку многоспектральных изображений.

Третий, нейросетевой подход к обработке изображений топологии ИС заключается в использовании моделей интеллектуальных НС для основных этапов обработки объектов топологии, критичных для принятия решения при поиске (идентификации) на изображениях сегментов, задающих области металлизации, контактные площадки (КП) и другие топологические объекты, и классификации объектов [14]. Использование множества конкурирующих нейросетевых алгоритмов (многослойного персептрона, самоорганизующихся карт Кохонена и их комбинаций, а также методов их обучения) обеспечивает стабильность и снижение вычислительной сложности процесса обучения при нечеткой информации об объектах топологии. В рамках данного подхода возможно использование первых двух подходов, например, для поиска объектов для последующего анализа.

Неотъемлемой частью всех алгоритмов обработки и анализа изображений является предварительная обработка и постобработка. Выбор алгоритмов пред- и постобработки, их последовательность полностью определяются потребностями последующих алгоритмов обработки, а окончательная настройка всех параметров алгоритмов заканчивается только после экспериментального тестирования всей системы. По сути, они уникальны для каждой решаемой задачи [15].

Предобработка состоит из операторов:

- 1) медианной фильтрации, которая выполняется для устранения шумовых составляющих вдоль границ металлических проводников и для размытия изображения (параметры: размер окна, количество выполняемых итераций);
- 2) коррекции гистограммы по яркости с целью устранения теней вдоль границ проводников;
- 3) гауссовской фильтрации для более сильного размытия изображения (параметры: размер оператора, сигма, количество итераций);
- 4) площадного фильтра, который применяется, если изображение содержит соответствующие шуму элементы, размер которых меньше размера реальных элементов (с параметр: площадь). Удаляет элементы изображения, площадь которых меньше указанного минимально допустимого значения, заданного в пикселях.

Постобработка состоит из операций улучшения сегментированного изображения:

- морфологических операций расширения и эрозии (параметры: размер окна, количество итераций);

- семантической фильтрации (параметры: площадь сегмента, размер аппроксимирующего прямоугольника для сегмента, наибольшее расстояние между пикселями сегмента).

Параметры управления обработкой существенно зависят от типа обрабатываемого слоя. Например, для обработки слоя металлизации имеются следующие операции предобработки и их параметры:

- медианная фильтрация с параметрами: размер окна – 3×3, количество итераций – 5;
- коррекция гистограммы;
- гауссовская фильтрация с параметрами: размер оператора – 3, сигма – 2, количество итераций – 2;
- медианная фильтрация с параметрами: размер окна – 5×5, количество итераций – 80.

Постобработка осуществляется операциями расширения и эрозии с параметром: количество итераций – 4.

Для обработки шаблона применяются следующие операции предобработки и их параметры:

- 1) медианная фильтрация с параметрами: размер окна – 3×3, количество итераций – 10;
- 2) коррекция гистограммы;
- 3) гауссовская фильтрация с параметрами: размер оператора – 3, сигма – 2, количество итераций – 2;
- 4) медианная фильтрация с параметрами: размер окна – 5×5, количество итераций – 10.

Постобработка осуществляется операциями расширения и эрозии (количество итераций – 5).

Как предобработка, так и постобработка выполняются с учетом КТО, которые определяют следующие параметры:

- 1) минимально допустимую площадь для площадного фильтра;
- 2) размер окна и количество итераций морфологических операций.

Первый подход эффективно применим лишь для бимодальных изображений, кроме того, является неустойчивым к изменениям условий съемки различных кадров изображения. Второй подход, основанный на кластерном анализе, в ряде случаев предпочтительнее [16]. Необходимость в разработке оригинального кластерного алгоритма сегментации изображений, представленных в виде совокупности кадров, обусловлена тем, что в результате изменения условий съемки кадров может сместиться центр кластера объектов, что приведет к ошибкам сегментации. Кроме того, при обработке цветных изображений на этапе преобразования в полутоновое теряется существенная информация о сегменте.

Нейросетевой подход к идентификации объектов топологии предполагает использование:

- 1) проблемно-ориентированной предварительной обработки, сохраняющей информационные признаки топологических объектов, что позволяет сократить число связей НС, упростить и ускорить процесс обучения;
- 2) выделения объекта на изображении для нейросетевой обработки за счет использования информации об иерархии признаков, что сокращает затраты времени на обработку (осуществляется поиск лишь идентифицированной области);
- 3) использования набора классификаторов, в котором по результатам классификации на тестовой выборке производится выбор модели классификатора для обработки всех изображений.

Контроль КТО. Предлагаются алгоритмы проверки ограничений на топологических слоях, которые должны выполняться при восстановлении ИС. Технология обработки, положенная в основу алгоритмов, включает в себя сегментацию изображений топологического слоя, выделение на них типовых образов с последующей их обработкой для определения дефектов. Особенностью технологии является то, что проверка на удовлетворение конструкторско-технологических ограничений (КТО) выполняется на разных этапах обработки. При этом трудоемкая процедура сравнения тестируемого изображения с эталонным с целью локализации дефектов осуществляется лишь для отдельных фрагментов изображения.

При контроле топологии решаются две задачи в зависимости от цели обработки.

Задача корректировки топологических объектов. Выполняется восстановление топологии с учетом КТО, задающих минимальные размеры, отклонение от которых рассматривается как дефект. Изменения объектов меньше заданной величины не учитываются.

Определение соответствия топологии КТО заключается в основном в проверке геометрических соотношений для каждой области и совокупности областей. К задачам такого рода относятся:

- проверка областей на минимально допустимый внутренний размер и минимально допустимый зазор (расстояние) между ними;
- проверка областей на наличие недопустимых углов в областях топологии;
- контроль размеров пересечения областей различных слоев топологии и контроль зазора между этими областями;
- контроль на минимально допустимый зазор между границами пересекающихся областей различных слоев топологии.

Необходимость учета требований применяемой технологии проектирования и изготовления фотошаблонов для конкретных классов ИС приводит к значительному расширению контролируемых соотношений [17].

Рассмотрим решение данных задач в деталях при контроле растровых и векторных представлений топологии.

Правила формирования топологии

При проектировании ИС используются величины, кратные некоторому параметру размера, обозначаемому λ . Этот параметр приблизительно равен максимальному значению случайного смещения границы топологического элемента, которое может возникнуть при его формировании на пластине. В конструкции не должна измениться требуемая связность, даже если все границы сдвинутся независимо друг от друга на любые расстояния $\rho < \lambda$.

Основные принципы формирования топологии были сформулированы Мидом и Конвеем для МОП-схем [18]. Для слоя металлизации основными являются минимальная ширина проводника и минимальное расстояние между проводниками (не менее 3λ). Существуют также ограничения на контакты площадки и контактные окна в зависимости от типа контакта («металл – металл», «металл – диффузионный слой», «металл – поликремний»). Кроме этого, ряд факторов, связанных с технологией изготовления, накладывают дополнительные ограничения:

Ограничения для слоя металлизации: D – ширина металлического соединения; S – размер квадратного контактного окна (длина стороны); S_1 – расстояние от границы контактного окна до границы металла (ширина кольца КП); F – размер, за пределы которого должен выходить металлический слой, на котором расположено контактное окно; K – размер КП; R – расстояние от КП до металлического соединения; R_1 – расстояние между металлическими проводниками.

Используем только одно ограничение для соседних слоев: H – максимально допустимое рассовмещение центров КП.

Для слоев контактных окон, помимо минимального размера, задаются минимальные промежутки: S_1 – для одного; R_1 – для разных потенциалов.

Для активных (диффузионных) слоев основными ограничениями, помимо минимальных размера ($\min 1$) и промежутка ($\min 2$), являются следующие: p_2 – перекрытие площадки (окна, кармана) p^+ -области; p – перекрытие площадки (окна, кармана) n^+ -области; p_1 – промежуток площадки (окна, кармана) и p^+ -области или промежуток площадки (окна, кармана) и n^+ -области.

Основные ограничения для поликремниевых слоев, помимо минимальных размеров, являются следующие: S_1 – промежуток между поликремниевыми областями; R_1 – промежуток между поликремниевой и активной областями; G_{ext} – превышение поликремниевой области; A_{ext} – превышение активной области.

Введем также размер минимального элемента топологии, равный размеру минимального обнаруживаемого дефекта:

- сегмент по осям x, y , определяющий минимальный размер отрезка, при котором он считается сегментом контура для отрезков, перпендикулярных осям координат x, y ;
- сегмент с углом 45° к осям x, y , определяющий минимальный размер отрезка, при котором он считается сегментом контура для отрезков, направленных под углом 45° к осям координат x, y ;
- допустимое отклонение пикселя от текущего положения сегмента, при котором считается, что этот пиксель еще принадлежит сегменту.

Здесь показано лишь некоторое множество правил. На самом деле перечень КТО шире. Практически при рассмотрении любого слоя добавляются правила, регулирующие расположение с соседними слоями. Типов слоев гораздо больше, чем рассмотрено выше, дополнительно, к примеру, можно назвать слои нитрида кремния, окисла и др. Кроме того, типы повторяются. Один пример задания правил для слоев нитрида, окисла и поликремния приведен на рис. 3, где 2A – перекрытие нитрида и окисла; 2B – скважина к промежутку окисла; 2C – перекрытие поликремния и внешнего окисла; 2D – перекрытие поликремния и внутреннего окисла; 2E – перекрытие поликремния и нитрида.

Под корректировкой будем понимать устранение нарушений на изображении, которые тем не менее, удовлетворяют КТО. Для проверки, удовлетворяют ли выделенные области КТО, необходимо знание основных технологических величин:

- проектной нормы для определения разрешающей способности изображения (размера топологии, соответствующего одному пикселю);
- параметра λ .

При контроле растровых изображений параметры для алгоритмов обработки существенно зависят от типа топологического слоя и качества его подготовки для восстановления топологии.

Для фильтрации с целью сглаживания изображения и устранения шумов в частотной области основное требование заключается в задании размера окна, которым сканируется изображение: каждая из его сторон должна иметь размер меньше, чем половина минимального размера линии-промежутка и объекта. Другие требования связаны с тем, что считают шумом и его типом для выбора нужного оператора обработки.

При пороговом разделении изображения КТО не используются – величины порогов выбираются согласно критериям анализа гистограммы. Однако поскольку на изображении могут присутствовать объекты разных типов (принадлежащие разным топологическим слоям), то здесь важна роль проектировщика, который может скорректировать пороги для выделения объектов определенного типа.

Повышение качества бинарного изображения путем устранения вкраплений и выравнивания граничных линий уже проводится с учетом КТО. Здесь применяют методы пространственной фильтрации и операции дилатации/эрозии. Размер и конфигурация масок пространственных фильтров, а также количество итераций дилатации/эрозии выбираются исходя из величин D, R и R_1 для слоя металлизации, R_1 и S_1 для слоя контактных окон и т.д.

Параметры медианного фильтра (форма и размер оператора K , число итераций n) в первую очередь зависят от минимального размера элемента и от типа обработки (сегментов или контуров) с небольшим окном (размер оператора равняется $n \times n$, число итерации – k). Для каждого слоя соотношение между величинами n и k свое, которые подбираются экспериментально. Так, для слоя металлизации $k \approx 3 \times n, n = 3$.

Оператор Гаусса сглаживает образ значительно сильнее, нежели медианная фильтрация. Его параметры (размер m , сигма f и число итераций k) также выбираются в результате экспериментальных расчетов. К примеру, для слоя металлизации эти параметры соответственно равны $m = 3, f = 2, k = 2$.

Площадной фильтр исключает из образа области с площадью, меньшей чем заданная величина.

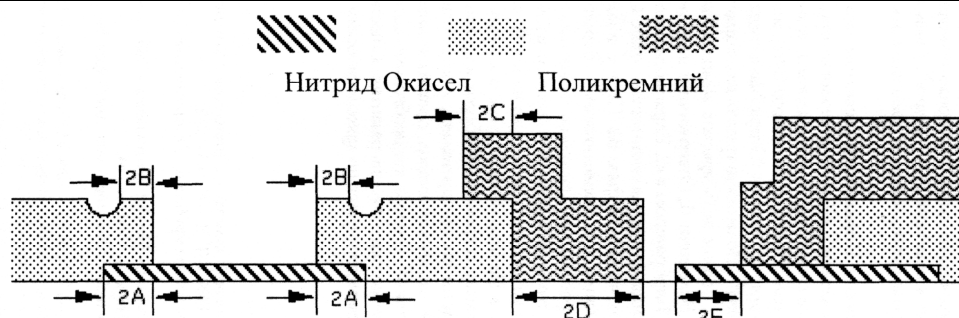


Рис. 3. КТО для слоев нитрида, оксида и поликремния

Семантический фильтр использует семантические описания объектов, т.е. устраняет области (сегменты) на изображениях, не удовлетворяющие заданным условиям.

При растр-векторном преобразовании областей объекта КТО учитываются следующим образом. В начале при векторном описании на основе ПХ используются примитивы в виде прямолинейных сегментов, т.е. производится аппроксимация формы объекта этими сегментами. Путем варьирования таких параметров ПХ таких, как: ориентация выделяемых прямых, минимальное количество точек, расположенных на искомой прямой и минимальное расстояние между прямыми, осуществляется первичный учет соответствующих ограничений D, K, R и R_1 .

Затем находятся точки пересечения найденных прямых, расположенных в плоскости изображения. Эти точки являются «кандидатами», в которых меняется направление контура, описывающего объект. Полученная совокупность точек преобразуется в набор отрезков, расположенных на прямых, и формируется набор элементарных контуров из найденных отрезков, покрывающих изображение; которые затем объединяются в области максимальной возможной площади по признаку их соседства.

В результате в пределах одного изображения формируется векторное представление как объекта, так и фона путем описания их границ в виде упорядоченного набора отрезков.

Формирование полного изображения из набора видеокладов выполняется для того, чтобы определить области, находящиеся на смежных видеокладах одного слоя. В общем случае эта задача является комбинаторной, имеет NP-сложность и используется для окончательной оценки КТО D, K, R, R_1 , что позволяет определить геометрические дефекты.

При построении векторного описания слоя исходными данными являются векторные описания всех кадров топологического слоя и координаты размещения кадров относительно выбранной точки привязки, полученные в результате сшивки.

Заключение. Предложенные алгоритмы обработки изображений топологии ИС представляют собой основу технологии восстановления топологии из оцифрованных изображений топологических слоев ИС и их фотошаблонов для обратного проектирования ИС. Поскольку алгоритмы являются параметрически настраиваемыми, то возможно их использование и для контроля топологии при изготовлении ИС и фотошаблонов.

Разработанные авторами подходы являются универсальными в том смысле, что они не ориентированы на конкретную интегральную технологию и могут быть использованы для построения специальных алгоритмов обработки, ориентированных на конкретную область применения. Они также позволяют при проектировании различных систем технического зрения значительно повысить быстродействие систем, улучшая при этом качество распознавания.

Заметим, что сфера приложений ряда предложенных методов и алгоритмов не ограничивается лишь рассмотренной предметной областью. Описанная технология обработки апробирована также при решении таких практических задач, как идентификация болезни сельскохозяйственных полей по цветовым характеристикам изображений растений, управление мобильным роботом, сегментация мно-

госпектральных изображений для тематической обработки изображений земной поверхности.

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Avery, L.R. Reverse Engineering Complex Application-Specific Integrated Circuits (ASICs) / L.R. Avery [Electronic resource]. – 2006. – Mode of access: <http://smaplab.ri.uah.edu/dmsms02/papers/avery.pdf>. – Date of access: 06.06.2007.
2. Миллер, Б.М. Компенсация сдвига изображения при съемке с использованием ПЗС в режиме задержки и интегрирования / Б.М. Миллер, Е.Я. Рубинович // Информационные процессы. – 2007. – Т. 7, № 1. – С. 45-54.
3. Аваков, С.М. Оптико-механические комплексы для бездефектного изготовления фотошаблонов 0,35 мкм и 90 нм / С.М. Аваков [и др.] // Фотоника (прил. к журн. «Электроника НТБ»). – 2007. – № 6. – С. 35-39.
4. Старовойтов, В.В. Локальные геометрические методы цифровой обработки и анализа изображений / В.В. Старовойтов. – Минск: ИТК НАН Беларуси, 1997. – 284 с.
5. Zhang, Z. A Robust Technique for Matching Two Uncalibrated Images Through the Recovery of the Unknown Epipolar Geometry / Z. Zhang // Artificial Intelligence Journal. – 1995. – Vol. 78. – P. 87-119.
6. Chimit, William J. Scene reconstruction from partially overlapping images with use of composite / W.J. Chimit, Jr.G. Hassebrook, L.G. Hassebrook // J. Opt. Soc. Am. A. – 1999. – No. 16 (9). – P. 2124-2135.
7. Прэтт, У. Цифровая обработка изображений / У. Прэтт; пер. с англ. – М.: Мир, 1982. – Кн. 2. – 480 с.
8. Leitao, Helena C.G. Information contents of fracture lines / Helena C.G. Leitao, Jorge Stolfi // Proc. WSCG'2000, 8th Intl. Conf. in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Digital Interactive Media, Czech Republic, 7- 11 February, 2000. Univ. of West Bohemia Press, 2000. – Vol. 2. – P. 389-395.
9. Kim, Dong-Keun. A planar perspective image matching using point correspondences and rectangle-to-quadrilateral mapping / Dong-Keun Kim, Byung-tae Jang, Chi-Jung Hwang // IEEE Proc. on Computer Society Press, Fifth IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, Santa Fe, New Mexico, 7-9 April, 2002. – P.255-259 [Electronic resource]. – 2002. – Mode of access: <http://csdl2.computer.org/persagen/DLAbsToc.jsp?resourcePath=/dl/proceedings/&toc=comp/proceedings/ssiai/2002/1537/00/1537toc.xml>. – Date of access: 11.07.2007.
10. Withers, J.A. Tracking Cell Splits and Merges / J.A. Withers, K. A. Robbins // Proc. of the IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, San Antonio, USA, 8-9 April, 1996. – P. 117-122 [Electronic resource]. – 1996. – Mode of access: <http://visual.cs.utsa.edu/research/chaos/pubs/splits/splits.html>. – Date of access: 11.07.2007.
11. Дудкин, А.А. Алгоритмы совмещения частично перекрывающихся кадров изображений / М.Е. Ваткин, А.А. Дудкин // Анализ цифровых изображений. – Минск, 2003. – Вып. 2. – С. 25-32.
12. Дудкин, А.А. Построение векторного описания топологии интегральной схемы / А.А. Дудкин, Д.А. Вершок // Вестник Брестского государственного технического университета. Физика, математика, информатика. – 2004. – № 5 (29). – С. 44-48.

13. Ваткин, М.Е. Идентификация объектов на цветных изображениях топологического слоя интегральной схемы / М.Е. Ваткин, А.А. Дудкин, А.В. Инютин // Информатика. – 2005. – № 4 (8). – С. 57-67.
14. Садыхов, Р.Х. Нейронная сеть для классификации объектов на полутоновых изображениях / Р.Х. Садыхов, М.Е. Ваткин, А.А. Дудкин // Problems of Cybernetics and Informatics (PCI 2006): proc. of Int. Conf., Baku, Azerbaijan, Oct. 24-26, 2006 / Azerbaijan National Academy of Sciences. – Баку, Азербайджан, 2006. – Т. III. – С. 33-36.
15. Садыхов, Р.Х. Обработка изображений и идентификация объектов в системах технического зрения / Р.Х. Садыхов, А.А. Дудкин // Искусственный интеллект. – 2006. – № 3. – С. 634-643.
16. Zhang, Z. A survey on evaluation methods for image segmentation / Z. Zhang // Pattern Recognition. – 1996. – Vol. 29 (8). – P. 1335-1346.
17. Фейнберг, В.З. Геометрические задачи машинной графики больших интегральных схем / В.З. Фейнберг. – М.: Радио и связь, 1987. – 176 с.
18. Mead, C. Introduction to VLSI Systems / C. Mead, L. Conway. – Addison-Wesley, 1980. – 396 p.

Материал поступил в редакцию 20.09.08

DOUDKIN A.A. Layout restoring algorithms for a task of integrated circuits r e-design

Algorithms are proposed for basic stages of integrated circuit layout restoring: image merging, layout object identification, geometric forms and brightness features correction for the object under restoring. As the algorithms are parametric adjusted, it is possible to use them for layout control during integrated circuit and mask production.

УДК 693.22.004.18

Бондарец А.Я., Крееренко О.Д.

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ ФАКТИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ ТОРМОЖЕНИЯ КОЛЕС САМОЛЕТА НА ВЗЛЕТНОЙ ПОЛОСЕ, ПОКРЫТОЙ ОСАДКАМИ

При эксплуатации самолета-амфибии Бе-200 в составе подразделений МЧС нельзя исключить необходимость использования взлетно-посадочных полос (ВПП), покрытых осадками. В последние годы международные авиационные организации уделяли значительное внимание исследованиям поведения самолетов на земле, в частности, при выполнении взлетов и посадок на ВПП, покрытых осадками. В разработанных JAA предполагаемых поправках (NPA No 14/2004) [1] к европейским сертификационным требованиям обобщены современные знания в этой области, однако сделан вывод о необходимости дальнейшего изучения этой проблемы. О необходимости таких исследований свидетельствуют и сообщения об авиационных происшествиях, связанных с выкатыванием самолета за пределы ВПП.

В докладе представлен опыт применения нейронной сети для определения фактических коэффициентов сопротивления от колес при движении самолета Бе-200 на взлетно-посадочной полосе, в том числе покрытой осадками (льдом, снегом, слякотью). Эффективность нейронных сетей для решения подобной задачи (оценки коэффициента трения качения) была исследована авторами ранее (см. [2]). Как и при идентификации коэффициента трения, для решения задачи выбрана нейронная сеть DCSL (Dynamic Cell Structure) из библиотеки [3] адаптивных нейронных сетей «Adaptive Neural Network Library». Инструментом идентификации являются искусственные нейронные сети (ИНС), в которых в процессе «обучения» должны быть получены фактические параметры трения качения, сопротивления слоя осадков и торможения. Задача реализована с использованием программных средств пакета Matlab Simulink.

Для решения задачи разработана математическая модель движения самолета по ВПП. В математической модели учитываются аэродинамические характеристики самолета, в том числе влияние положения механизации крыла, отклонений руля высоты и стабилизатора, а также выпуска аэродинамических тормозов (тормозных щитков и интерцепторов). Используются известные высотно-скоростные характеристики двигателя. Воздушная скорость определяется с учетом скорости и направления ветра. Учитываются соответствующие экспериментальным данным градиенты (уклоны) поверхности ВПП. Для целей идентификации математическая модель реализуется в виде расчета текущих продольных ускорений в процессе воспроизведения параметров реальных пробежек

$$w_x^{calc} = F_x / m, \quad (1)$$

где F_x – см. формулу (2); m – масса самолета.

При этом в процессе обучения нейронных сетей выборки скорости и положения самолета на ВПП (пройденный путь) берутся из эмпирических данных, а для контрольного моделирования математическая модель реализуется с интегрированием (получением расчетной динамики роста скоростей и дистанций).

Из экспериментальных данных определяются эмпирические ускорения w_x^{empir} (численным дифференцированием путевой скорости). В процессе идентификации минимизируется рассогласование между эмпирическими и расчетными ускорениями. Минимизация невязки ускорений выполняется путем модификации сил от колес шасси. Остальные составляющие расчетного ускорения предполагаются достоверными.

Проекция сил на продольную (вдоль ВПП) ось представлены следующей формулой:

$$F_x = P_x - G \cdot \sin(i) - X_{aero} - F_{R+D} - F_B, \quad (2)$$

где G – вес самолета,

i – угол уклона поверхности ВПП (вверх >0),

P_x – проекция силы тяги на ось OX; X_{aero} – сила аэродинамического сопротивления,

F_{R+D} – суммарная сила сопротивления качению и сопротивлению от слоя осадков;

$$F_{R+D} = \mu_{R+D} (\delta^{2n} / r^{2n}, V, d_c) \cdot F_y^{2n} + \mu_{R+D} (\delta^{noc} / r^{noc}, V, d_c) F_y^{noc}, \quad (3)$$

где $\delta^{2n}(F_y^{2n})$, r^{2n} – вертикальная деформация шины и радиус необжатого главного колеса;

$\delta^{noc}(F_y^{noc})$, r^{noc} – вертикальная деформация шины и радиус необжатого носового колеса;

F_y^{noc} и F_y^{2n} – вертикальные нагрузки на колесах носовой и главных стоек шасси;

d_c – приведенная к плотности воды толщина осадков, эквивалентная толщина слоя воды;

V – путевая скорость самолета; F_B – сила от тормозов колес;

$$F_B = \begin{cases} M_B / (r^{2n} - \delta^{2n}), & \text{если } F_B \leq F_y^{2n} \cdot \mu_{t/g}^{MAX} \\ F_y^{2n} \cdot \mu_{t/g}^{MAX} & \end{cases} \quad (4)$$

где $M_B = f(P_B)$ – суммарный тормозной момент; P_B – давление в тормозной системе;

Бондарец Анатолий Яковлевич, ведущий инженер-конструктор ОАО «Таганрогский авиационный научно-технический комплекс им. Г.М. Бериева» (ТАНТК им. Г.М. Бериева).

Крееренко Ольга Дмитриевна, ведущий инженер-конструктор ОАО «Таганрогский авиационный научно-технический комплекс им. Г.М. Бериева» (ТАНТК им. Г.М. Бериева).

ОАО «Таганрогский авиационный научно-технический комплекс

ОАО «Таганрогский авиационный научно-технический комплекс