

Реконструкция непрозрачных включений в объектах с высоким показателем преломления

Андрей Лебедев, Виктор Гаганов, Алексей Игнатенко
факультет Вычислительной Математики и Кибернетики
Московский Государственный Университет им. М.В. Ломоносова, Москва, Россия
{alebedev, vgaganov, ignatenko}@graphics.cs.msu.ru

Аннотация

Задача реконструкции включений в алмазном сырье занимает важное место во всем технологическом процессе добычи и огранки драгоценных камней. Включения – это инородные объекты, которые образуются в сырье естественным путем во время формирования алмаза (Рис. 1). Предложенный в данной статье алгоритм производит полную реконструкцию трехмерных моделей включений по фотоизображениям. Трехмерные модели включений используют воксельное представление. Предложенный алгоритм производит раскраску вокселей, сегментирует воксельную сетку и строит полигональные модели включений. Проведенные эксперименты на реальных и синтетических данных показывают, что предложенный алгоритм способен реконструировать трехмерные модели средних и больших включений, которые могут служить первым приближением для методов уточнения формы включений.

Ключевые слова: реконструкция сцены по фотоизображениям, воксельное представление, обработка изображений, сегментация изображений, алмазная промышленность

1. ВВЕДЕНИЕ

В области ювелирной обработки драгоценных камней существует множество задач, требующих разработки программного обеспечения для автоматизации сложного технологического процесса [11]. В добываемом алмазном сырье содержится множество различных инородных включений, попавших в алмаз в процессе его роста. При распиле алмаза на отдельные драгоценные камни необходимо отсечь все включения, поскольку наличие включений в бриллиантах отрицательно сказывается на их визуальном качестве, а значит и на их цене. В связи с этим необходимо реконструировать включения внутри сырья и избавляться от них при распиле.

Визуальное обнаружение включений в алмазах сильно затруднено по причине сложной геометрии камней и высокого коэффициента преломления сырья. Для того чтобы сделать включения более заметными, алмаз заливается в иммерсионное стекло с коэффициентом преломления, близким к коэффициенту преломления алмаза. Иммерсионное стекло имеет форму параллелепипеда, что позволяет рассмотреть неискаженные включения через плоскости куба. Иммерсионное стекло подсвечивается специальным освещением так, чтобы все включения выглядели наиболее контрастно. Примеры фотографий исходного сырья и запаянного в иммерсионное стекло приведены на Рис. 1. Включения становятся хорошо заметными, что сильно упрощает их реконструкцию. Однако из-за высокого коэффициента преломления алмаза направления обзора внутри камня разорваны и образуют малые углы, что

усложняет задачу реконструкции. Предложенный в данной статье алгоритм позволяет реконструировать средние и большие включения, локализуя их с высокой точностью. Полученные трехмерные модели включений могут уточняться вручную оператором, либо служить первым приближением для автоматических алгоритмов уточнения.

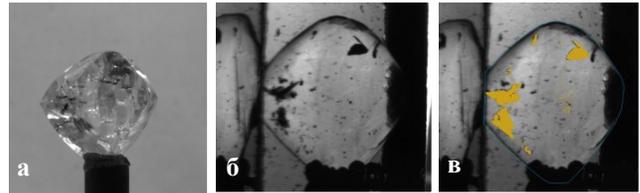


Рис. 1: а) Алмаз до впайки и б) после впайки в иммерсионное стекло; в) разметка включений (отмечена желтым)

Статья организована следующим образом. В разделе 2 приведен обзор существующих методов реконструкции трехмерных моделей по изображениям. Предложенный алгоритм описан в разделе 3. Раздел 4 содержит описание и результаты тестирования предложенного алгоритма. В разделе 5 подводятся итоги и описываются планы на будущее.

2. ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ

Среди методов реконструкции трехмерных объектов по фотоизображениям можно выделить следующие: на основе построения видимой оболочки по силуэтам [2, 6, 8, 10], согласования цветов (photo-consistency) [3, 12], резьбы по пространству (space carving) [5], оптимизации трехмерной модели [4], сопоставления и трекинга особых точек [9], оптической томографии [1].

Алгоритм построения видимой оболочки [6] требует наличия выделенных силуэтов искомого объекта на фотоизображении. Каждый из силуэтов на фотографии порождает конус, являющийся геометрическим местом точек, которые при проецировании на данное изображение лежат внутри силуэта. Искомая трехмерная модель является пересечением конусов. Алгоритм прост в реализации, и в случае идеально заданных и согласованных силуэтов он обладает высокой точностью для выпуклых объектов. Тем не менее, на практике выясняется, что алгоритм обладает множеством недостатков, которые были учтены при доработке базового алгоритма. Так, в работе [2] решалась проблема восстановления формы объектов с нетривиальной топологией, когда в трехмерной модели есть сквозные отверстия. При восстановлении объектов, состоящих из нескольких компонент связности, необходимо решать проблему удаления фантомных объектов, которые получаются при пересечении всевозможных конусов между собой. Алгоритм, позволяющий удалять часть фантомных объектов был предложен в работе [8]. В той же работе

рассмотрена и решена проблема ограниченности обзора фотографии, когда силуэт объекта обрезан границей фотографии. Также серьезной проблемой исходного метода видимой оболочки является неустойчивость к несогласованным входным силуэтам. Силуэты могут отфильтровываться как выбросы или приводиться в согласованное состояние [10]. В целом, методы на основе видимой оболочки пригодны для использования в случае наличия уже сопоставленных между собой силуэтов.

Подходы на основе согласования цветов и резьбы по пространству используют воксельное представление объектов. Идея алгоритмов на основе согласования цветов состоит в раскраске воксельного куба путем проецирования каждого вокселя на все изображения и расчета цвета вокселя на основе значений пикселей изображений в области проекции [3]. При этом алгоритм работает как с силуэтами, так и с произвольными изображениями, в том числе цветными. Как и в методе видимой оболочки в данном подходе возникает проблема фантомных объектов. При раскраске вокселей необходимо учитывать согласованность данных с различных фотографий и отфильтровывать выбросы [12]. Алгоритмы на основе резьбы по пространству [5] выделяют группу камер, с которых должны получаться согласованные изображения, затем просматривают слои воксельной сетки от ближнего к дальнему относительно камер и удаляют несогласованные для этих камер воксели. Общим недостатком подходов, использующих воксельную сетку в качестве представления геометрии объектов, является дискретизация пространства. С одной стороны, точность трехмерной модели ограничена размером вокселя, с другой – маленький размер вокселя требует хранения большого объема данных. Можно использовать модифицированное воксельное представление, суть которого заключается в том, что воксельная сетка является неравномерной и она более детализована на краях модели, тогда как вдали от краев изображения размер вокселя больше.

Подходы на основе оптимизации трехмерной модели [4] основаны на формировании оптимизационного функционала, показывающего насколько заданная трехмерная модель согласованна с фотографиями. Функционал может зависеть от множества параметров (в пределе это могут быть положения всех точек трехмерной модели). Далее функционал оптимизируется, на выходе получается модель, которая согласованна с фотографиями. В целом, данный подход является наиболее сложным, но в то же время, наиболее устойчивым к входным данным. Алгоритмы оптимизации трехмерной модели больше нацелены на уточнение уже имеющегося приближения односвязной модели, поэтому для решения задачи реконструкции всех включений данных алгоритмов недостаточно.

В силу сильной разорванности направлений обзора при переходе с одной плоскости иммерсионного стекла на другую, а также произвольности формы включений, методы сопоставления и трекинга особых точек [9] оказываются малоприменимыми. Непрозрачность включений затрудняет применение методов оптической томографии [1], т.к. включения практически полностью поглощают свет.

Предлагаемый нами алгоритм, как и подход на основе согласования цветов, раскрашивает воксельную сетку. Для полной реконструкции включений помимо раскраски вокселей используется сегментация отдельных включений. В настоящее время существует большое число методов сегментации и классификации объектов в воксельном кубе.

Методы сегментации можно разделить на послойные, когда каждый срез воксельной сетки сегментируется независимо от других, и трехмерные, когда используется информация о соседних срезах [7]. В разделе 3 нами предложен алгоритм сегментации, который при обнаружении включений учитывает специфику получаемых воксельных сеток.

3. ПРЕДЛАГАЕМЫЙ АЛГОРИТМ

Предлагаемый алгоритм принимает на вход следующую информацию: трехмерную модель алмаза M_{rough} и иммерсионного стекла M_{imm} , коэффициенты преломления алмаза RI_{rough} и иммерсии RI_{imm} , набор фотографий алмаза, запаянного в иммерсионное стекло I_k , $k = \overline{1, n}$ (пример одного из изображений приведен на Рис. 1б), операторы проекции $Proj_k$ точек трехмерного пространства на каждую фотографию (с учетом преломления в средах). Фотографии снимаются стационарной камерой при вращении камня вокруг вертикальной оси. Общее число фотографий n колеблется от 100 до 400. На выходе алгоритм выдает реконструированные трехмерные модели включений.

Сначала по заданным фотографиям I_k строятся двумерные вероятностные карты $Prob_k$ включений, такие что для каждого пикселя $p \in I_k$ $Prob_k(p) = P(p \in Proj_k(M_{incl}))$, где M_{incl} – трехмерные модели искомым включений, $P(\cdot)$ – вероятность. Для построения таких карт можно использовать различные методы, например, инвертировать исходные фотографии (поскольку включения темные на светлом фоне).

Алгоритм реконструкции включений по вероятностным картам состоит из двух этапов: раскраска вокселей и сегментация воксельной сетки.

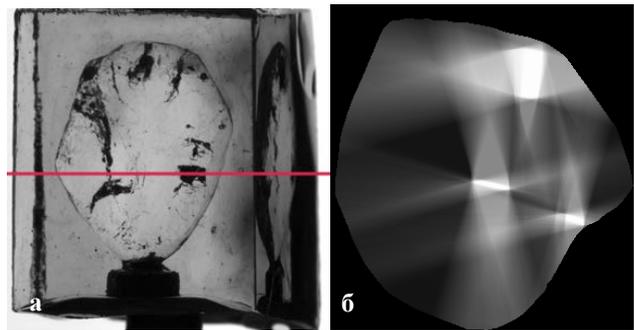


Рис. 2: а) Линия среза воксельной сетки; б) пример среза раскрашенной воксельной сетки.

3.1. Раскраска вокселей

Весь объем модели камня M_{rough} разбивается воксельной сеткой V . Спроецируем каждый воксель $V_i \in V$ на все карты вероятности $Prob_k$, $k = \overline{1, n}$. Пусть $S_i^k = Proj_k(V_i)$ – проекция вокселя на карту достоверности, а $p_i^k = \max_{p \in S_i^k} (Prob_k(p))$ – максимальное значение вероятности в области проекции вокселя. Тогда цвет, в который раскрашивается воксель, вычисляется как $Col(V_i) = \sum_{k=1}^n p_i^k / n$. Пример одного из раскрашенных воксельных срезов Sec_j (обычно делается всего около $m=400$ срезов) приведен на Рис. 2б. На Рис. 2а показана линия, по которой производился срез воксельной сетки.

Стоит отметить, что простое усреднение p_i^k позволяет более стабильно оценивать вероятность нахождения включения в вокселе, по сравнению с идеей пересечения конусов в

алгоритме видимой оболочки, которая эквивалентна тому, что цвет вокселя рассчитывается как $Col(V_i) = \min_k p_i^k$.

3.2. Сегментация воксельной сетки

Перед описанием алгоритма сегментации отдельных включений, проанализируем раскрашенные срезы воксельной сетки Sec_j . Очевидно, что чем выше значение цвета в вокселе, тем более вероятно, что этот воксель принадлежит включению. Также можно отметить, что искомые включения расположены в точках локального максимума воксельного среза. При этом окружающий включения фон может иметь различную яркость. В силу разрывности направлений обзора между перпендикулярными гранями иммерсионного стекла все включения оставляют за собой «шлейфы» в направлениях обзора (см. Рис. 26). Предложенный алгоритм сегментации позволяет избавиться от «шлейфов», а также позволяет детектировать области включений.

Поиск небольших и более крупных включений производится независимо двумя разными алгоритмами. Для поиска небольших включений (как правило, это включения линейным размером не больше 5 вокселей) применяется алгоритм адаптивного порога. Пусть Sec_j^{med} – результат применения медианного фильтра к воксельному срезу Sec_j с радиусом R_{med} . Множество найденных мелких включений в воксельном срезе будет определяться как:

$$Small_j = \{(x, y): Sec_j(x, y) - Sec_j^{med}(x, y) > T_{adapt}\}.$$

Все мелкие включения получаются объединением: $Small = \bigcup_{j=1}^m Small_j$. Значения радиусов медианного фильтра R_{med} и порога T_{adapt} подбираются экспериментальным путем. В разделе 4 будут указаны все значения используемых констант (значения констант подбираются один раз для алгоритма).

Алгоритм поиска более крупных включений состоит из следующих частей:

- Обнаружение семян для последующей сегментации
- Отброс ложных семян
- Непосредственно сегментация воксельной сетки
- Постобработка включений

Для обнаружения семян используется метод, известный как алгоритм расширения максимумов (extended-maxima transform) [13]. На первом этапе из воксельного среза Sec_j вычитается наперед подобранная константа H . К полученной разности применяется алгоритм морфологической дилатации для полутоновых изображений, который сглаживает яркостные локальные максимумы в изображении: $Sec_j^{morph} = Morph(Sec_j - H)$. Наконец, множество искоемых семян определяется как:

$$Seed = \{(x, y): Sec_j^{morph}(x, y) - Sec_j(x, y) > 0\}.$$

После обнаружения семян необходимо отсеять среди них ложные. На первом этапе выделяются связанные компоненты семян $Seed_i$. Для отсеивания отдельной компоненты $Seed_i$ используется два признака:

- Средняя яркость компоненты должна быть больше порога: $\sum_{p \in Seed_i} Sec_j(p) / card(Seed_i) > T_{br}$
- Средняя яркость изображения с примененной морфологией должна быть также больше порога: $\sum_{p \in Seed_i} Sec_j^{morph}(p) / card(Seed_i) > T_h$

Для сегментации куба применяется алгоритм разрастания областей. Разрастание начинается из отфильтрованных на предыдущем этапе связанных компонент (в качестве семени

служит точка $p_i \in Seed_i^{flt}$, такая что $Sec_j(p_i) = \max_{p \in Seed_i^{flt}} Sec_j(p)$. Алгоритм разрастания областей

останавливается, когда больше нет ни одной точки $p \in Sec_j$, граничащей с текущей областью сегментации S_k ($S_0 = \{p_i \in Seed_i^{flt}\}$), для которой разность между $Sec_j(p)$ и максимально яркой точкой области S_k меньше порога T_{rg} . В итоге, мы получили послойно отсегментированную воксельную сетку.

Последним этапом является постобработка результата с помощью трехмерной математической морфологии, которая применяется ко всей воксельной сетке. В качестве структурного элемента для последовательных операций расширения и закрытия используется куб.

4. ЭКСПЕРИМЕНТЫ

Предложенный алгоритм был протестирован на синтетических данных. Синтетические вероятностные карты $Prob_k$ были получены следующим образом. Сначала по реальным фотографиям I_k были получены ручные разметки включений M_{incl} в трехмерном пространстве (см. Рис. 3а). Для этого каждое из включений $Incl \in M_{incl}$ вручную размечалось на разных фотографиях. По полученным разметкам реконструировались трехмерные модели методом видимой оболочки. Положим

$$Prob_k(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{если } (x, y) \in Proj_k(M_{incl}) \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases} \quad (\text{см. Рис. 3б}).$$

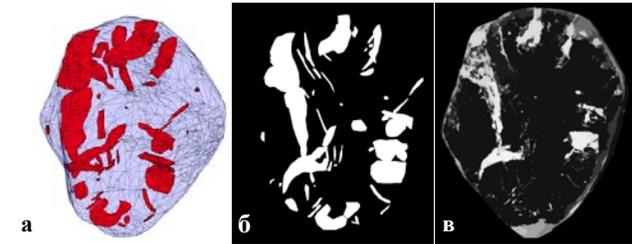


Рис. 3: а) пример ручной разметки трехмерных включений; б) синтетические карты вероятности; в) реальные карты достоверности.

Для проведения экспериментов было вручную размечено 18 алмазов и сгенерирован набор синтетических вероятностных карт $Prob_k$ (всего 100 изображений на каждый алмаз). По сгенерированным силуэтам с помощью предложенного алгоритма были построены включения Rec_{incl} . При этом использовались следующие значения параметров алгоритма (значения параметров выбирались один раз для алгоритма): $R_{med} = 9$ (в вокселях), $T_{adapt} = 0.1$, $H = 0.118$, $T_{br} = 0.7$, $T_h = 0.059$, $T_{rg} = 0.39$.

Реконструированные трехмерные модели включений Rec_{incl} сравнивались с исходными ручными разметками M_{incl} (далее будем называть их эталонными). Мы оценивали число верно локализованных дефектов и число ложных дефектов. Включение из эталонной разметки $GT \in M_{incl}$ считается пропущенным, если $Vol(Dil(GT, R_{dil}) \cap Rec_{incl}) < 0.5 \cdot Vol(GT)$, где $Dil(\cdot, \cdot)$ – оператор морфологического расширения, R_{dil} – радиус расширения (в нашем случае он составлял 3 линейных размера вокселя), $Vol(\cdot)$ – объем. В противном случае эталонное включение GT считается покрытым построенным. Построенное алгоритмом включение $Det \in Rec_{incl}$ считается ложным, если $Vol(Dil(Det, R_{dil}) \cap M_{incl}) < 0.5 \cdot Vol(Det)$. В противном

случае считается, что построенное включение покрыто эталонным. На Рис. 4 представлен пример сравнения реконструированных трехмерных моделей (Рис. 4а) с эталонной разметкой (Рис. 4в). На изображении слева зеленым отмечены включения, покрытые эталонными, ложные отмечены красным. На изображении справа зеленым отмечены эталонные включения, покрытые построенными, пропущенные отмечены красным.

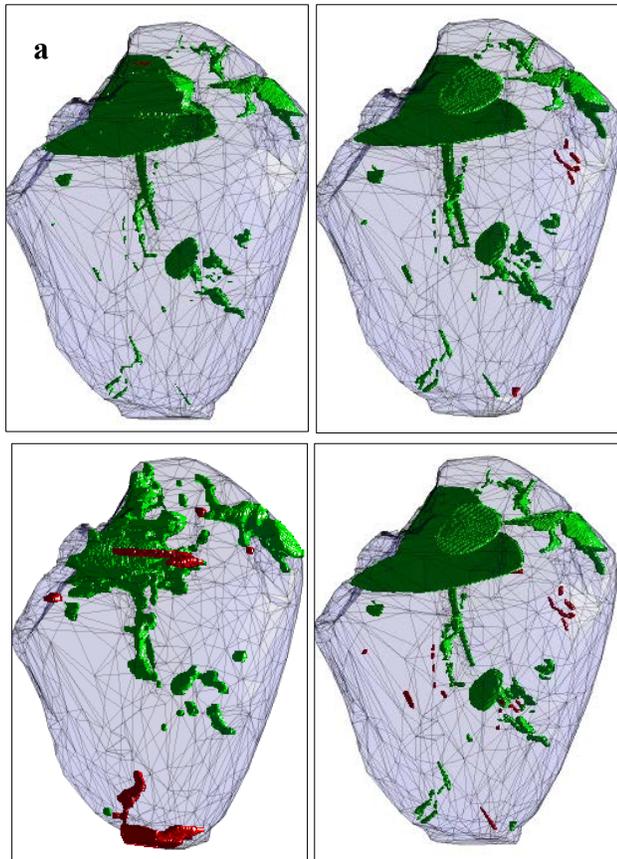


Рис. 4: Пример сравнения построенных трехмерных моделей (**а**) на основе синтетических данных, **б**) на основе реальных данных) с эталонной разметкой (**в**) и **г**) соответственно).

Средняя статистика по 18 наборам показывает, что процент найденных (непропущенных) составляет 82%, процент ложно найденных включений при этом составляет 4,5%. Стоит отметить, что большая часть пропущенных эталонных включений являются мелкими и не могут быть обнаружены из-за конечности линейного размера вокселя. Ложно найденные дефекты возникают в случае пересечения «шлейфов» от двух различных дефектов в воксельном кубе.

Кроме того алгоритм был протестирован на реальных данных, для которых карты вероятности $Prob_k$ были получены автоматически с помощью типовых алгоритмов с использованием машинного обучения. Пример такой карты приведен на Рис. 3в. Статистика работы алгоритма показывает, что процент найденных включений составляет 62% при проценте ложных 40%. На Рис. 4 представлен пример сравнения реконструированных по реальным данным трехмерных моделей (Рис. 4б) с эталонной разметкой (Рис. 4г). В целом, эксперименты показывают, что предложенный алгоритм может применяться для решения задачи поиска включений крупного и среднего размера.

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной статье предложен алгоритм, реконструирующий включения в алмазном сырье. Результаты экспериментов показывают, что с помощью данного алгоритма можно реконструировать большие и средние включения. Точность построенных включений, ограниченная снизу линейным размером вокселя, не позволяет напрямую использовать результаты для эффективного распила камней. Тем не менее, данный алгоритм позволяет получать первое приближение моделей включений, необходимое для алгоритмов уточнения включений (например, с помощью подходов оптимизации трехмерной модели [4]), что позволит создать полностью автоматический алгоритм в будущем.

6. ЛИТЕРАТУРА

- [1] Arridge S. R. Optical tomography in medical imaging. Inverse problems, 1999, Vol. 15, No. 2, R41.
- [2] Boyer E., Franco J. S. A hybrid approach for computing visual hulls of complex objects. CVPR, 2003, pp. 695-701.
- [3] Eisert P., Steinbach E., Girod B. Multi-hypothesis, volumetric reconstruction of 3-D objects from multiple calibrated camera views. Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1999, Vol. 6, pp. 3509-3512.
- [4] Gargallo P., Prados E., Sturm P. Minimizing the reprojection error in surface reconstruction from images. ICCV, 2007, pp. 1-8.
- [5] Kutulakos K. N., Seitz S. M. A theory of shape by space carving. International Journal of Computer Vision, 2000, Vol. 38, No. 3, pp. 199-218.
- [6] Laurentini A. The visual hull concept for silhouette-based image understanding. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, Vol. 16, No. 2, pp. 150-162.
- [7] Lucchi A., Smith K., Achanta R., Knott G., Fua P. Supervoxel-based segmentation of mitochondria in EM image stacks with learned shape features. Medical Imaging, 2012, Vol. 31, No. 2, pp. 474-486.
- [8] Michoud B., Bouakaz S., Guillou E., Briceño H. Largest silhouette-equivalent volume for 3d shapes modeling without ghost object. M2SFA2, 2008.
- [9] Sinha S. N., Frahm J. M., Pollefeys M., Genc Y. Feature tracking and matching in video using programmable graphics hardware. Machine Vision and Applications, 2011, Vol. 22, No. 1, pp. 207-217.
- [10] Sinha S. N., Pollefeys M. Camera network calibration and synchronization from silhouettes in archived video. ICCV, Vol. 87, No. 3, pp. 266-283.
- [11] Sivovolenko S., Mistry J., Holloway G., Shelementiev Y. Buying Diamonds: Consumers' Problems and a Solution [HTML](http://www.pricerscope.com/journal/buying_diamonds_consumers_problems_and_solution).
- [12] Slabaugh G. G., Culbertson W. B., Malzbender T., Stevens M. R., Schafer R. W. Methods for volumetric reconstruction of visual scenes. ICCV, 2004, Vol. 57, No. 3, pp. 179-199.
- [13] Vincent L. Morphological grayscale reconstruction in image analysis: applications and efficient algorithms. Image Processing, 1993, Vol. 2, No. 2, pp. 176-201.