

Сегментация объектов в серии изображений

Валерий Гришкин
Санкт-Петербургский
государственный университет
Санкт-Петербург, Россия
e-mail: valery-grishkin@yandex.ru

АННОТАЦИЯ

При распознавании объектов на сериях изображений возникает проблема сегментации этих объектов на каждом изображении, входящем в серию. Методы автоматической сегментации объектов не дают удовлетворительных результатов. Наиболее хорошо объекты сегментируются с помощью интерактивных алгоритмов. Однако для больших серий изображений использование интерактивных методов нецелесообразно из-за невозможности полностью автоматизировать процесс сегментации. В работе предлагается комбинированный метод, основанный на однократном использовании интерактивного алгоритма для базового снимка в серии и распространении результата сегментации на остальные изображения. Все изображения серии приводятся к выбранному базовому изображению. Сегментация объектов на них осуществляется с помощью масок, полученных при обработке базового изображения. Затем, в случае необходимости может быть осуществлено обратное преобразование.

Ключевые слова

Обработка изображений, сегментация изображений, серия изображений, параллельная обработка.

1. ВВЕДЕНИЕ

При осуществлении визуального мониторинга за состоянием объектов необходимо обрабатывать достаточно большие серии изображений. Каждая серия представляет собой набор электронных снимков одного и того же объекта, сделанных в разное время. Все снимки в серии отличаются друг от друга из-за смещения точки съёмки и ракурса. Кроме того снимки могут делаться различными фотокамерами и отличаться разрешением и цветовыми характеристиками. Целью мониторинга является определение изменений состояния одного и того же объекта, присутствующего во всех изображениях серии.

Первым этапом обработки этих изображений является сегментация интересующих объектов и обрезка фона. При этом желательно, чтобы сегментация изображений в серии выполнялась автоматически. К сожалению, автоматические методы сегментации изображений не очень хорошо выделяют нужные объекты. Интерактивные методы сегментации позволяют достаточно точно выделить интересующие объекты. Однако они требуют участия человека при обработке каждого изображения. Сегментированные изображения серии необходимо привести к одной точке съёмки и ракурсу. Это позволяет скорректировать перспективные искажения для всех изображений в серии. Методы коррекции перспективных искажений хорошо известны и могут выполняться автоматически.

В работе предлагается метод сегментации одних и тех же объектов, присутствующих в серии изображений, позволяющий автоматизировать процесс обработки всей серии изображений.

2. КОМБИНИРОВАННЫЙ МЕТОД СЕГМЕНТАЦИИ

Предлагаемый комбинированный метод основан на очень простой идее. Качественная интерактивная сегментация объектов проводится только на одном изображении. Результат этой сегментации распространяется на все остальные изображения серии. Структурная схема предлагаемого метода представлена на рис. 1.

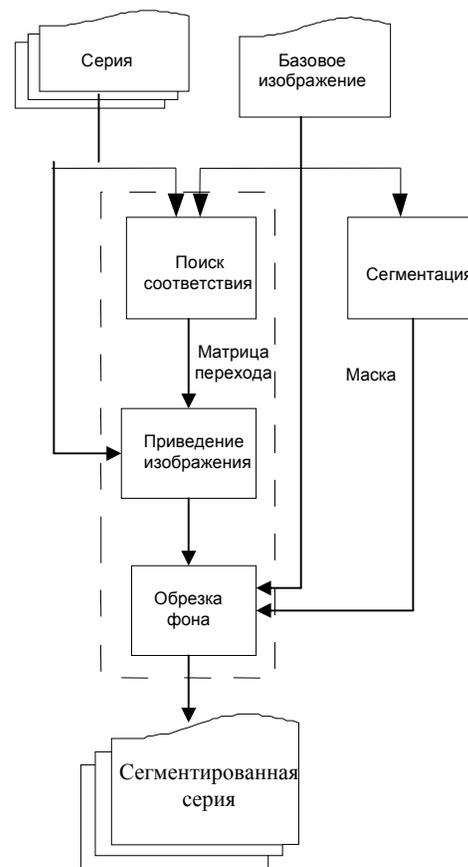


Рис. 1 Структурная схема комбинированного метода сегментации

Сначала выбирается одно изображение из серии, которое называется базовым. К базовому изображению применяется, какой либо интерактивный метод сегментации. В случае удовлетворительного результата сегментации, оцениваемого визуально, на базовом изображении обрезаются фон и формируется бинарная маска базового изображения. Эта часть алгоритма требует участие пользователя. Остальные шаги алгоритма (на рис.1 обведены пунктиром) могут выполняться автоматически.

Для каждого изображения в серии корректируются перспективные искажения, возникающие из-за несовпадения точки съемки этого изображения и точки съемки базового изображения. В результате все изображения в серии приводятся к одной и той же точке, соответствующей точке съемки базового изображения. При этом автоматически производится приведение всех изображений к одному и тому же размеру.

На последнем этапе обработки выполняется операция AND для скорректированных изображений серии с маской базового изображения. В результате формируется новая серия изображений, содержащая только сегментированные объекты без фона.

Предлагаемый метод может быть реализован как в последовательном, так и в параллельном виде. Рассмотрим составляющие предлагаемого метода подробнее.

3. Алгоритмы сегментации и приведения

Предлагаемый метод, основывается на достаточно известных и хорошо себя зарекомендовавших методах интерактивной сегментации и приведения. Поэтому для его реализации необходимо выбрать наиболее подходящие с точки зрения качества и быстродействия соответствующие алгоритмы обработки изображения.

3.1. Выбор интерактивного алгоритма сегментации

В настоящее время наиболее часто используются два метода интерактивной сегментации GraphCut [1] и GrabCut [2].

В методе GraphCut пользователь указывает несколько пикселей, принадлежащих фону и несколько пикселей, принадлежащих объекту. Метод трактует всё изображение, как граф. Сегментация осуществляется с помощью нахождения минимального разреза графа.

В GrabCut пользователь задает ограничивающий прямоугольник вокруг объекта. Исходя из цветового распределения внутри и снаружи ограничивающего прямоугольника, строится первая цветовая статистика объекта и фона. В качестве цветовой модели используется смесь гауссиан с заданным количеством компонент. Затем поочередно производится сегментация (GraphCut-ом, использующим цветовую статистику) и уточнение цветовой статистики. После каждого уточнения цветовой статистики, граф (в котором ищется минимальный разрез) перевзвешивается.

Оба этих метода достаточно качественно сегментируют объекты, однако имеют относительно низкое быстродействие. Следует отметить, что реализация обоих методов представлены в известной библиотеке алгоритмов обработки изображений OpenCV [3].

Разработанный в 2010 г метод DRLSE [4] (Distance Regularized Level Set Evolution) ищет границу объекта, которая является нулевым уровнем некоторой функции $\varphi = \varphi(x, y)$, называемой LSF (Level Set Function). Для ее поиска создается итерационный процесс, минимизирующий энергию объекта и контура,

учитывающий постепенное приближение функции LSF к функции расстояния со знаком. Начальная граница сегментируемых объектов задается пользователем в виде произвольной кривой, ограничивающей объекты. В ходе итерационного процесса первоначально заданная граница, стягивается к реальным границам объектов. Качество определения границ объектов в этом методе несколько лучше, чем у предыдущих методов, а быстродействие существенно лучше. Поэтому в качестве алгоритма сегментации был выбран именно этот метод.

3.2. Алгоритм приведения изображений

Алгоритм приведения строится по стандартной схеме. Сначала из базового изображения и каждого изображения серии извлекаются ключевые точки. Затем из полученных наборов ключевых точек базового и рабочего изображения извлекаются соответствующие друг другу точки. С помощью набора этих точек производится поиск параметров преобразования гомографии. Далее, используя найденные параметры, для текущего изображения в серии выполняется гомографическое преобразование. В результате текущее изображение серии приводится к базовому изображению.

Извлечение ключевых точек может быть осуществлено с помощью методов SIFT [5] или SURF [6].

Метод SIFT основан на построении пирамиды гауссианов (Gaussian) и разностей гауссианов (Difference of Gaussian, DoG). Точка считается ключевой, если она является локальным экстремумом разности гауссианов. Окончательное решение принимается при сравнении этой точки её восьмью соседями и с девятью соседями в DoG, находящимися на уровень выше и ниже в пирамиде.

Метод SURF ищет особые точки с помощью матрицы Гессе. Детерминант матрицы Гессе достигает экстремума в точках максимального изменения градиента яркости. Он хорошо детектирует пятна, углы и края линий.

Результатом работы обоих методов является локализация расположения ключевых точек на изображении. Каждая ключевая точка описывается дескриптором, который представляет собой вектор параметров этой точки.

Следующим этапом является установление соответствия ключевых точек на базовом и текущем изображении серии. Для поиска списка соответствующих ключевых точек используется метод RANSAC [7]. Однако этот метод дает достаточно большое количество ложных соответствий, что существенно ухудшает в дальнейшем качество вычисления матрицы преобразования гомографии. Поэтому результаты метода RANSAC должны быть отфильтрованы для уменьшения количества ложных соответствий.

Для этих целей предлагается разработанный достаточно простой алгоритм, названный групповым методом фильтрации ложных соответствий.

В начале в списке ключевых точек ищутся точки, значения дескрипторов, которых наиболее коррелируют друг с другом и формируется новый список соответствия. Затем из полученного списка исключаются неразличимые точки. То есть, если одной точке на базовом изображении соответствуют две или более точек на рабочем изображении серии, то эти точки исключаются их из рассмотрения. Далее оставшийся набор соответствующих точек группируется по следующему алгоритму.

Для создания первой группы возьмем две пары точек, дескрипторы, которых максимально соответствуют друг другу. Для этой пары точек определяется матрица

аффинного преобразования, переводящего точки базового изображения в точки текущего изображения. Далее производится попытка добавить в эту группу все полученные на этапе сопоставления пары точек. Для каждой добавляемой пары рассчитываются, с помощью полученной ранее матрицы аффинного преобразования, ожидаемые координаты точки базового изображения на текущем изображении. Если отклонение рассчитанного положения точки от ее реального расположения не превосходит некоторой величины, т.е. преобразованные и реальные координаты близки, то эта пара добавляется в группу. Процедура добавления точек в группу изображена на рис.2.

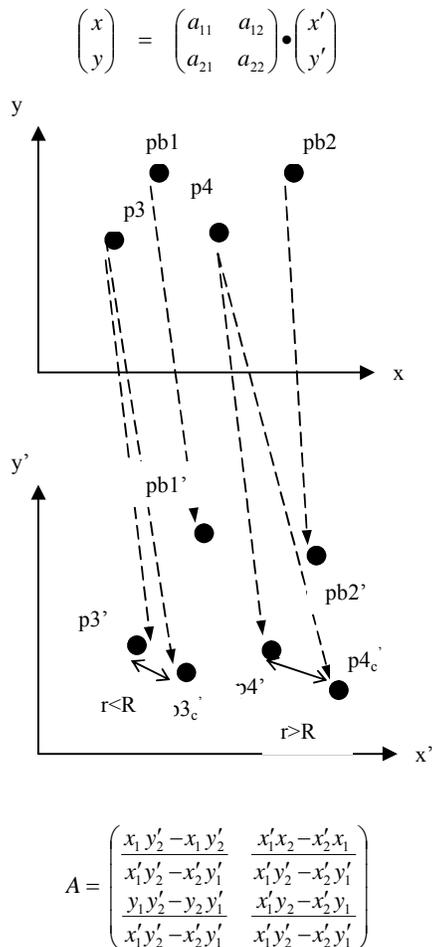


Рис.2 Формирование группы точек соответствия

На рис.2 введены следующие обозначения: pb1, pb2 и pb1', pb2' - начальные точки базовой группы, p3, p4 и p3', p4' - точки, проверяемые на принадлежность к группе, p3', p4' - расчетное расположение проверяемых точек, r - расстояние между расчетным и истинным положением проверяемых точек, R - максимально допустимое отклонение между расчетным и реальным расположением, A - матрица аффинного преобразования, рассчитанная по базовым точкам группы.

В случае, если расстояние до предполагаемой соответствующей точки относительно велико, то данная пара точек не может принадлежать группе. Однако нет уверенности, что исходные базовые точки группы были выбраны верно. Поэтому создается новая группа точек,

основу которой составляет текущая пара точек. Для этой новой группы точек также производится попытка добавления в нее всех остальных пар точек.

После прохождения по всем точкам исходного списка, будут получены несколько групп с разным количеством включенных в них точек.

Окончательно выбирается группа, содержащая наибольшее количество точек. Эта группа и является результатом фильтрации. В нее входят наиболее «достоверные» соответствующие ключевые точки на базовом и текущем изображениях.

Совокупность всех точек данной группы используется для вычисления матрицы гомографического преобразования, переводящего текущее изображение к ракурсу и точки съемки базового. Матрица гомографии вычисляется с помощью стандартного метода минимизации ошибки обратной проекции [8].

На последнем шаге приведения, текущее изображение серии подвергается гомографическому преобразованию при помощи, вычисленной ранее, матрицы гомографии. Затем над преобразованным текущим изображением серии выполняется операция AND с полученной ранее маской базового изображения. В результате получается приведенное текущее изображение из серии, у которого удален фон, т.е. результат - это сегментированное текущее изображение.

3.3. Параллельная реализация

Предложенный алгоритм обладает явным параллелизмом по данным - каждое изображение в серии, за исключением базового изображения, может обрабатываться независимо от других. Поэтому он достаточно просто реализуется на вычислительном кластере с использованием стандартных средств параллельных вычислений, таких как MPI [9].

На центральном хосте кластера размещается хранилище исходных и обработанных серий изображений. На нем же реализуется общая непараллельная ветка алгоритма, осуществляющая интерактивную сегментацию базового изображения методом DRLSE. Результатом этой сегментации является маска базового изображения, используемая при обработке каждого изображения серии. Кроме того, на нем же реализуется поиск ключевых точек базового изображения, список которых является общим для всех изображений серии. Центральный хост решает также задачу распределения данных по нодам кластера и синхронизации работы всех нод.

Каждая нода кластера обрабатывает последовательно по одному изображению из серии, поступающему из хранилища на центральном хосте. Для каждого обрабатываемого изображения серии, нода выполняет алгоритмы определения ключевых точек, поиска их соответствия с ключевыми точками базового изображения методом RANSAC, фильтрацию групповым методом, вычисление матрицы гомографии методом минимизации ошибки обратной проекции, осуществление самого гомографического преобразования, приводящее обрабатываемое изображение к базовому, а также операцию AND, с маской базового изображения. Результат обработки - сегментированное изображение из серии отсылается в хранилище результатов, находящееся на центральном хосте кластера.

Процесс обработки заканчивается, тогда, когда обработана вся серия. Выигрыш в скорости обработки практически линейно зависит от количества нод, использующихся для обработки серии.

ЛІТЕРАТУРА

- [1] L. David "Object recognition from local scale-invariant features" Proceedings of the International Conference on Computer Vision. 2. pp.1150–1157, 1999.
- [2] C. Rother, V. Kolmogorov, A. Blake "GrabCut - Interactive Fore-ground Extraction using Iterated Graph Cuts" Microsoft Research Cambridge, UK, 2003

- [3] G. Bradski, A. Kaehler "Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library", O'Reilly Media, 2008
- [4] C. Li, C. Xu, C. Gui, M. D. Fox, "Distance Regularized Level Set Evolution and its Application to Image Segmentation", IEEE Trans. Image Processing, vol. 19 (12), 2010.
- [5] Y. Meng "Implementing the Scale Invariant Feature Transform (SIFT) Method" http://www.cs.st-andrews.ac.uk/~yumeng/yumeng-SIFTreport-5.18_bpt.pdf.
- [6] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, L. Van Gool "SURF: Speeded Up Robust Features", Computer Vision and Image Understanding (CVIU), Vol. 110, No. 3, pp. 346--359, 2008.
- [7] M. Fischler, R. Bolles "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography", Comm. Of the ACM 24, pp. 381–395.
- [8] R.Hartley, A. Zisserman "Multiple View Geometry in Computer Vision", Cambridge University Press, 2004.
- [9] M. Firuziaan, O. Nommensen "Parallel Processing via MPI & OpenMP", Linux Enterprise, 10/2002