

М. ПОПП, Р. ГРАНАХЕР, Г. Ф. ТРОММЕР

АВТОМАТИЧЕСКОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ ЗДАНИЙ СЛОЖНОЙ ФОРМЫ ПРИ НАВИГАЦИИ МИКРОЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ

В районах с ослабленным приемом сигналов GPS, например в городских условиях, необходимо использовать альтернативные способы коррекции показаний инерциальных навигационных систем (ИНС). Обсуждается задача использования при навигации микролетательных аппаратов (МЛА) в качестве ориентиров зданий, выделенных на аэроснимках. В статье представлен новый метод решения этой задачи. Для реализации предложенного алгоритма на борту МЛА в процессе полета необходимо, чтобы соответствующие вычисления выполнялись быстро и автоматически, без перенастройки параметров оператором. В целях обеспечения максимально широкого диапазона применений алгоритма не налагается никаких ограничений на параметры зданий, что позволяет распознавать различные типы зданий сложной формы.

Ключевые слова: микролетательные аппараты, автоматическое распознавание зданий, инерциальные навигационные системы

1. Введение

Микролетательные аппараты с возможностью зависания в воздухе широко используются в городских условиях в силу своей высокой маневренности. Необходимость их применения возникает, например, в охранных и разведывательных операциях для поддержки оперативных групп – полицейских или пожарных.

При применении ИНС и систем управления для автономных полетов требуется использование данных GPS, чтобы ограничить погрешности инерциальных датчиков. Вблизи зданий сигнал GPS не всегда доступен, а качество данных ухудшается за счет многолучевости и затенения. В таких случаях можно воспользоваться корректирующей информацией от видеокамер. Один из методов решения этой задачи – применить визуальную одометрию. С помощью этого метода оценивается перемещение камеры путем определения с выбранным шагом ее положения. Для этого на изображении выявляются

Попп Мануэль. Дипломированный инженер, научный сотрудник Института оптимизации систем, Технологический институт Карлсруэ (г. Карлсруэ, Германия).

Гранахер Роман. Бакалавр, практикант Института оптимизации систем.

Троммер Герт Франц. Доктор технических наук, профессор, директор Института оптимизации систем. Действительный член международной общественной организации «Академия навигации и управления движением».

Статья по докладу на XXI Санкт-Петербургской международной конференции по интегрированным навигационным системам.

Научный редактор к.т.н. Б.С.Ривкин.

некоторые отличительные элементы, которые отслеживаются на последующих кадрах. Многие исследователи также используют стереоодометрию в связи с тем, что стереокамеры обеспечивают 3D-данные [1–5].

Альтернативой стереосхеме может служить монокулярная визуальная одометрия, в которой используются более миниатюрные, легкие и дешевые камеры [6–8]. Недостатком визуальной одометрии является то, что перемещение камеры оценивается пошагово. Суммирование погрешностей оценивания положения камеры со временем приводит к росту навигационных погрешностей. Если при этом МЛА оказывается в точке, где он уже был ранее, то снизить эту погрешность позволяет применение методов SLAM (одновременной навигации и составления карты) [9, 10]. Методы SLAM являются более точными, чем визуальная одометрия, но вместе с тем более сложными, в том числе с точки зрения вычислительных затрат.

Альтернативный метод снижения растущих навигационных погрешностей состоит в том, чтобы использовать здания, выделенные на аэроснимках непосредственно во время полета, в качестве ориентиров для коррекции оценок местоположения и ориентации МЛА. Для этого нужно знать положение и ориентацию зданий-ориентиров. Например, в [11] для идентификации ориентации здания используются доминантные линии на аэроснимке, которые на следующем этапе используются для коррекции оценок ориентации пешеходной навигационной системы. В [12] производится сличение карты, созданной методом SLAM на основе лазерного дальномера, и аэроснимков для коррекции навигационного решения. В [13], чтобы определить ориентацию МЛА относительно карты, используются «исчезающие точки», обнаруженные в аэроснимках. Карта строится на основе линий, извлеченных из аэроснимков. Основным недостаток такого подхода – примитивность созданной при этом карты, которая является главным источником погрешностей.

Для извлечения форм зданий из аэроснимков существует несколько методов. Например, алгоритм, представленный в [14], использует для их детектирования в основном цветовые данные, но это приводит к его недостаточной гибкости. Так, этот алгоритм не способен обнаружить здания с красными крышами. В [15] для оценки изображения используются технологии машинного обучения. Это обеспечивает высокую скорость распознавания зданий и надежность решения задачи – до 80%. Однако данный метод – полуавтоматический, он требует присутствия человека-оператора. Полностью автоматический метод представлен в [16]. В аэроснимках выделяются кластеры цвета и насыщенности. Эти кластеры используются совместно с обнаруженными доминантными линиями для сегментации изображения. На последнем этапе решения задачи используется многоуровневый алгоритм [17]. Этот метод дает хорошие результаты для пригородных районов и зданий прямоугольной формы, но здания более сложной формы ошибочно исключаются алгоритмом в силу принятого в нем геометрического критерия. Метод, предложенный в [18], использует минимальные допущения о цвете и форме изображаемых зданий. Аэроснимок разделяется на сегменты с помощью сдвига среднего с различными параметрами. В силу изменчивости этих параметров получаются разные результаты сегментации. Здания-кандидаты выбираются из этих сегментов и хранятся в дереве поиска. Затем кандидаты проверяются по форме и отбрасываемой тени. Для пригородных зданий метод

дает хорошие результаты, а результаты для зданий сложной формы в упомянутой статье не представлены.

Микролетательные аппараты используются не только в пригородных, но и в промышленных и офисных районах. Задача состоит в том, чтобы использовать здания, выделенные на аэроснимках, в качестве ориентиров, вне зависимости от области применения, поэтому большое значение имеет возможность распознавания зданий самых разных форм. Представленный в статье новый метод соответствует этим требованиям: он способен распознавать на аэроснимках здания нерегулярной формы. При этом здания-кандидаты выделяются в сегментированных слоях с различным сдвигом среднего в оригинальных изображениях и сохраняются в списке кандидатов. За счет использования различных слоев можно сохранить не только целые здания, но и их части. На втором этапе кандидаты оцениваются и проверяются по различным свойствам, например по направлению отбрасываемой тени, при этом направление тени и положение Солнца определяются автоматически. Такая проверка снижает частоту ложных решений. Области, напоминающие здания, например автостоянки, отсортировываются. На последнем этапе сопоставляются смежные здания-кандидаты.

Результаты решения задачи с опорой на аэроснимки сравниваются с наземными контрольными данными, полученными вручную. Для анализа качества предлагаемого метода используются показатели, стандартно применяемые для оценки процесса распознавания зданий, что позволяет провести сравнение результатов с результатами, полученными другими методами.

2. Сегментация со сдвигом среднего

Для выявления объектов с однотипным внешним видом используется сегментация изображения, т. е. группировка областей с одинаковыми визуальными характеристиками. К популярным методикам сегментации относится так называемый алгоритм сегментации со сдвигом среднего [19]. Качество результата сегментации определяется тремя параметрами: минимальным размером сегмента, пространственным разрешением h_s и цветовым разрешением h_c . При увеличении h_c количество сегментов значительно уменьшается.

Известно, что одного набора параметров недостаточно для корректного сегментирования каждого здания на снимке. Если здания имеют сложную форму, иногда бывает невозможно сегментировать даже одно здание по одному набору параметров, поэтому в соответствии с [18] параметр h_c меняется, чтобы получить разные результаты, или слои сегментации. В отличие от [18], для h_c в данной работе используются только значения между 4 и 12. Более широкий диапазон значений не дает никакого преимущества, а только увеличивает время вычислений.

3. Список зданий-кандидатов

Чтобы выбрать кандидатов из всех слоев сегментации, используется список зданий-кандидатов. Список создается по схеме, представленной на рис. 1. Сегменты, полученные методом сдвига среднего, используются в качестве входных

данных, начиная с нижнего слоя (наименьшее значение h_c). На первом этапе сегменты идентифицируются и классифицируются, как это описано в пп. 3.1 и 3.2. Затем классифицированные кандидаты сравниваются с другими кандидатами, сохраненными в списке. После этого список обновляется, как описано в 3.3. Эти шаги повторяются для каждого слоя сегментов. К концу процесса список содержит все возможные здания-кандидаты из всех слоев сегментации.

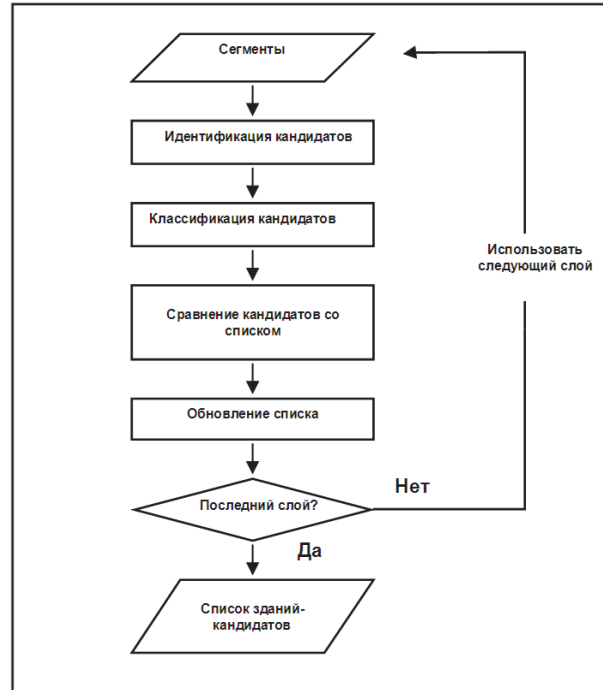


Рис. 1. Последовательность создания списка зданий-кандидатов

3.1. Идентификация кандидатов

Перед сохранением кандидата в списке необходимо исследовать его, чтобы понять, является ли он некоей частью здания. Используется общее свойство искусственных объектов: они имеют либо малую постоянную кривизну (объекты круглой формы), либо несколько точек высокой кривизны (объекты прямоугольной формы) или вообще не имеют кривизны. Это свойство выполняется, если средняя кривизна C_u меньше порога δ_{curv} . Средняя кривизна области R_i рассчитывается следующим образом:

$$C_u(R_i) = \frac{\oint_{B_{R_i}} \kappa \, ds}{\text{length}(B_{R_i})} \leq \delta_{\text{curv}}, \quad (1)$$

где локальная кривизна κ вычисляется в соответствии с [20]. Чтобы различать искусственные объекты, например, отличать улицы от зданий, используется выпуклость C_o как следующее условие для зданий-кандидатов:

$$C_o(R_i) = \frac{\text{Area}(R_i)}{\text{Area}(H_i)} \leq \delta_{\text{conv}} \quad (2)$$

Здесь под H_i обозначена выпуклая оболочка R_i . Однако очевидно, что Г- или Н-образные части зданий отсортировываются в силу условия (2). Чтобы избежать такого явления, области с выпуклостью менее δ_{conv1} проверяются дважды. Это значит, что не только область R_i , но и окружающие области, проходящие испытания на кривизну, сравниваются с H_i . Последнее описывается следующим условием:

$$\frac{Area(H_i \cap M)}{Area(H_i)} \geq \delta_{conv2} \quad (3)$$

Переменная M означает маску, содержащую области окружающих зданий-кандидатов. Однако, если условия (1) и (2) или (1) и (3) выполняются, для следующих шагов будет использована область R_i .

3.2 Классификация кандидатов

Для классификации идентифицированных кандидатов используются три класса объектов:

- искусственная структура,
- область тени,
- область с растительностью.

Сначала классифицируются области с тенями и растительностью. Изображение переводится в цветовое пространство «оттенок-насыщенность-значение» (HSV), и для каждой из названных категорий создаются маски.

Чтобы классифицировать области с растительностью, используется метод, описанный в [16]. Создается бинарная маска растительности, содержащая каждый пиксел изображения со значением оттенка между 0,1 и 0,4, и насыщенности между 0,1 и 1. Чтобы снизить влияние отдельных изолированных пикселей, проводится морфологическая операция открытия с квадратом 3×3 . Промежуточные результаты создания маски растительности показаны на рис. 2, где каждый белый пиксел считается растительностью.



Рис. 2. Маска растительности (в центре) создается из аэроснимка (слева). Морфологическое открытие (справа) используется для снижения шума.
Аэроснимок: © Кадастровое управление г. Карлсруэ

На следующем шаге маска растительности используется для классификации областей зданий-кандидатов. Если более 60% идентифицированной области

кандидата соответствует белым частям маски растительности, вся область классифицируется как область растительности.

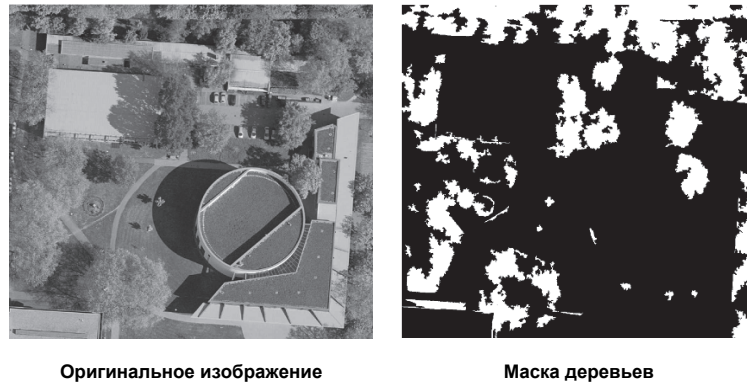


Рис. 3. Аэроснимок (слева) и соответствующая ему маска деревьев (справа).
Аэроснимок: © Кадастровое управление г. Карлсруэ

Часто деревья заслоняют здания или их тени. Чтобы учесть эту ситуацию, дополнительно к маске растительности M_{veg} создается маска деревьев M_{Tree} (рис. 3). Деревьями считаются сегментированные области R_i со следующими свойствами:

$$\begin{aligned} C_u(R_i) &\geq 0.2 \\ Area(R_i) &\leq 100 \text{ m}^2, \\ \frac{Area(R_i \cap M_{veg})}{Area(R_i)} &\geq 0.6. \end{aligned} \quad (4)$$

Обнаружение областей тени выполняется аналогично [14], где используется цветовое пространство RGB (красный, зеленый, синий), а в нашем исследовании – HSV, так как оно обеспечивает лучшие результаты. Чтобы увеличить контрастность, HSV-изображение фильтруется следующим образом:

$$\phi(x, y) = \frac{4}{\pi} \tan^{-1} \left(\frac{H(x, y) - \sqrt{H(x, y)^2 + S(x, y)^2 + V(x, y)^2}}{H(x, y) + \sqrt{H(x, y)^2 + S(x, y)^2 + V(x, y)^2}} \right). \quad (5)$$

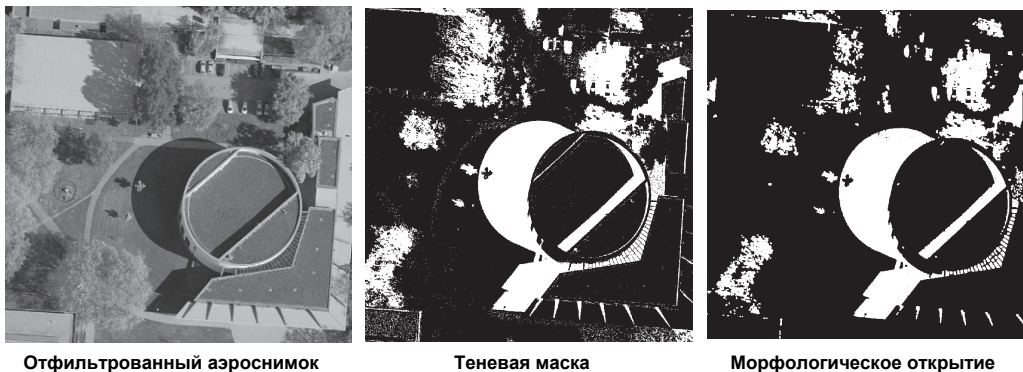


Рис. 4. Теневая маска (в центре) создается из аэроснимка (слева). Морфологическое открытие (справа) используется для снижения шума. Аэроснимок: © Кадастровое управление г. Карлсруэ

Для создания бинарной теневой маски используется порог Otsu [14]. Пиксеты ниже этого порога считаются относящимися к тени. Затем выполняется операция морфологического открытия. Как и в случае с маской растительности, область классифицируется как область тени, если 60% области соответствует теневой маске.

Область может принадлежать только к одному классу. Если область из списка кандидатов не классифицируется ни как тень, ни как растительность, она классифицируется как искусственная структура.

3.3. Обновление списка кандидатов

Перед добавлением нового кандидата R_n к списку производится этап обновления. Сначала проверяются отношения между R_n и каждым кандидатом C_i , $i \in [0, ..N]$ (N – количество сохраненных кандидатов). Кандидат C_i является дочерним элементом R_n , если

$$\frac{Area(C_i \cap R_n)}{Area(C_i)} \geq 0.05. \quad (6)$$

Область кандидата R_n добавляется к списку, если она не имеет дочерних элементов или если она содержит дополнительную информацию I , т.е. R_n добавляется к списку при выполнении условия

$$I = \frac{Area(R_n) - Area(\sum_{i=0}^N (R_n \cap C_i))}{Area(R_n)} \geq 0.05. \quad (7)$$

Чтобы избежать роста числа кандидатов, C_z , дочерний элемент R_n , стирается, если они принадлежат к одному классу и если

$$\frac{Area(C_z - R_i)}{Area(R_i)} \leq 0.01. \quad (8)$$

Этап обновления, описанный в этом разделе, повторяется для каждого кандидата в каждом слое сегментации. В конце список содержит данные обо всех зданиях-кандидатах из всех слоев сегментации.

4. Проверка отбрасываемых теней

На аэроснимках бывает трудно отличить объекты на парковках или большие площади от обычных зданий, поэтому для проверки зданий-кандидатов используется наличие тени. Обычно высота Солнца и высота зданий, изображенных на аэроснимках, бывает неизвестна, поэтому нужно оценить угол возвышения Солнца, как описано в разделе 4.1. Имея эти данные, можно выделить тени, отбрасываемые зданиями-кандидатами. Данный этап проверки подробно описан в разделе 4.2.

4.1. Аппроксимация угла возвышения Солнца

Сначала круг с единичным радиусом делится на 16 равных угловых секторов, в силу чего максимальная ошибка аппроксимации составит $11,25^\circ$.

Для каждого из 16 этих секторов формируется маска отбрасываемой зданиями тени. Чтобы сформировать её, используются все здания-кандидаты из списка объектов, принадлежащих к категории «искусственные структуры».

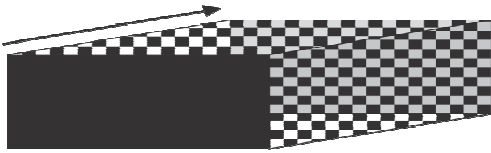


Рис. 5. Создание проекции тени прямоугольной области. Угол возвышения Солнца показан стрелкой

При этом контур здания-кандидата перемещается вдоль соответствующего сектора в соответствии с рис. 5. Поверхность отбрасываемой им тени равна поверхности, окрашенной в клетку, площадь которой зависит от величины перемещения.

Эта величина, в свою очередь, зависит от высоты здания, которая неизвестна. В итоге контур здания перемещается на величину, зависящую от размера площади упомянутой поверхности. Чтобы создать бинарную маску тени, отбрасываемой зданиями рассматриваемого сектора, учитывают данные всех зданий-кандидатов. На конечном этапе из маски отбрасываемой зданиями тени вычитаются поверхности, занимаемые искусственными структурами и маской деревьев.

Таким способом создаются все 16 масок проекций. Затем путем сравнения масок проекций с теневой маской, определенной в разделе 3.2, находится угол возвышения Солнца. Если теневой маске соответствует несколько проективных масок, полученные для них углы осредняются для расчета итогового угла возвышения Солнца.

4.2. Проверка зданий-кандидатов

После определения угла возвышения Солнца можно проводить проверку зданий-кандидатов. Для каждого кандидата рассчитывается маска отбрасываемой им тени, как описано в разделе 4.1. Иногда тени затеняются другими зданиями-кандидатами или деревьями, поэтому проецируемая тень сравнивается не только с теневой маской, но и с маской дерева и маской зданий-кандидатов. Результат такого сравнения определяет, следует ли удалить здание-кандидат из списка кандидатов или нет. Маска зданий-кандидатов создается путем привлечения данных всех кандидатов из списка к бинарной маске. Это значит, что для каждого удаленного кандидата необходимо создать новую маску, и в результате область каждого кандидата, прилегающего к удаленной области, перепроверяется снова.

В итоге каждый элемент из списка кандидатов имеет либо проверенную отбрасываемую тень, либо близлежащий объект, который заслоняет эту тень.

5. Сопоставление зданий-кандидатов

Поскольку в списке зданий-кандидатов здание может быть сохранено по частям, на последнем этапе алгоритма необходимо сопоставить эти части. При этом может выясниться, что кандидаты из разных классов совпадают. Например, здание с тенями на крыше состоит из элементов класса искусственных структур и класса теней, поэтому сопоставляются даже кандидаты из разных классов, если они прилегают друг к другу или в случае перекрытия их областей.

6. Результаты

Испытания предложенного алгоритма проводились с использованием аэроснимков из двух наборов данных: немецких, предоставленных администра-

цией г. Карлсруэ, и американских от earthexplorer¹. Из них было случайным образом выбрано 11 аэроснимков, содержащих в общей сложности 106 крыш.

Важно отметить, что для всех результатов, представленных в этой статье, использовался только один набор параметров. Чтобы проанализировать алгоритм, применялись два разных критерия качества:

$$\text{Полнота} = \frac{ИП}{ИП + ЛО}, \quad (9)$$

$$\text{Корректность} = \frac{ИП}{ИП + ЛП}, \quad (10)$$

где ИП (истинно положительное) – количество корректно извлеченных пикселей, ЛП (ложно положительное) – количество некорректно извлеченных пикселей, ЛО (ложно отрицательное) – количество пикселей здания, которые не были выделены. Для сопоставления наземные контрольные данные для аэроснимков были созданы вручную. В таблице представлены средние значения критериев качества для каждого тестового аэроснимка.

Результаты теста на распознавание зданий

№ аэроснимка	Полнота	Корректность	Количество зданий
1	0,79631	0,89345	21
2	0,96341	0,84791	5
3	0,90696	0,95836	4
4	0,90676	0,99233	3
5	0,85340	0,93302	11
6	0,80537	0,83369	8
7	0,88590	0,77790	10
8	0,87346	0,85125	15
9	0,71287	0,71021	11
10	0,85415	0,87558	12
11	0,92093	0,88467	6
Итого	0,84242	0,857737	106

Итоговые результаты лучше результатов, представленных в [15] (полнота – 0,795), но хуже результатов, содержащихся в [16] (полнота – 0,96; корректность – 0,93). В отличие от [16], алгоритм, представленный в этой статье, обеспечивает распознавание не только простых геометрических структур (см. рис. 6), но и зданий сложной структуры (рис. 7).

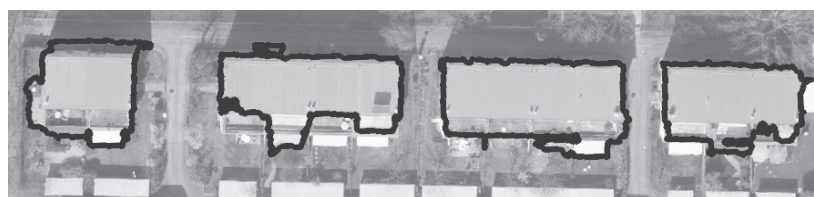


Рис. 6. Жилые дома с простой геометрической структурой. Результат распознавания отмечен черным цветом. Аэроснимок: © Кадастровое управление г. Карлсруэ

¹ <http://earthexplorer.usgs.gov/>

Пример здания, не распознанного при испытании, показан на рис. 8. Это здание было в списке кандидатов. Поскольку тень здания прикрыта деревьями (показано черным эллипсом), а сами деревья не были обнаружены в силу высокой яркости, здание было напрасно удалено из списка кандидатов.

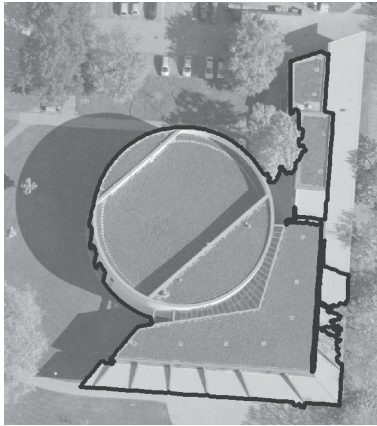


Рис. 7. Здания сложной структуры, распознанные предлагаемым алгоритмом (показаны черным). Аэроснимок: © Кадастровое управление г. Карлсруэ



Рис. 8. Пример здания, не распознанного при испытании. Аэроснимок: © Кадастровое управление г. Карлсруэ



Рис. 9. Аэроснимок: территория Технологического института Карлсруэ. Результат обнаружения выделен черным. Аэроснимок: © Кадастровое управление г. Карлсруэ

Примеры, показанные на рис. 7 и 8, являются частью аэроснимка на рис. 9. На нем показана территория Технологического института Карлсруэ – хороший пример пространства со зданиями самой разной формы. Результат распознавания с помощью предложенного алгоритма выделен черным. Можно видеть, что почти все изображенные здания выделены правильно.

7. Заключение

В статье представлен новый подход к распознаванию на аэроснимках контуров зданий сложной формы. В представленном подходе для выделения элементов зданий-кандидатов используется многослойная кластеризация со сдвигом среднего. Кандидаты из разных слоев сохраняются в списке кандидатов и проверяются по параметрам кривизны, выпуклости и отбрасываемой тени. Чтобы рассчитать направление отбрасываемой тени вне зависимости от дополнительных знаний, из аэроснимка автоматически извлекается информация об угле возвышения Солнца. На последнем этапе сопоставляются прилежащие элементы, чтобы описать полный контур здания. Преимущество предлагаемого подхода заключается в его универсальности: не делается никаких допущений о цвете или геометрии здания.

Результаты продемонстрировали, что алгоритм способен представлять форму зданий с высокой точностью. В отличие от многих других аналогичных методов данный метод работает с очень сложной картинкой, содержащей здания различной формы, а также тени, скрывающие части зданий. Эти свойства важны для обеспечения высокой доступности различных ориентиров, вне зависимости от района действий микролетательного аппарата.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Comport, A, Malis, E and Rives, E.** Accurate quadrifocal tracking for robust 3d visual odometry. IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2007.
2. **Howard, A.** Real-time stereo visual odometry for autonomous ground vehicles // IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2008.
3. **Matthies, L and Shafer, S.** Error modeling in stereo navigation // IEEE Journal of Robotics and Automation. 1987.
4. **Milella, A and Siegwart, R.** Stereo-based ego-motion estimation using pixel tracking and iterative closest point // IEEE International Conference on Computer Vision Systems. 2006.
5. **Lacroix, S, et al.** Rover self localization in planetary-like environments: International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics, and Automation for Space. 1999.
6. **Nistér, D, Naroditsky, O and Bergen, J.** Visual odometry for ground vehicle applications // Journal of Field Robotics. 2006.
7. **Campbell, Jason, Sukthankar, Rahul and Pahwa, Aroon.** A Robust Visual Odometry and Precipice Detection System Using Consumergrade Monocular Vision // IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2005.
8. **Tardif, J, Pavlidis, K and Daniilidis, K.** Monocular visual odometry in urban environments using an omnidirectional camera // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2008.
9. **Stradsdat, Hauke, Montiel, J M and Davison, Andrew J.** Scale drift-aware large scale monocular slam. Proceedings of the Robotics: Science and Systems Conference. 2010.
10. **Davison, A J, et al.** Real-time single camera slam // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2007.
11. **Abdulrahim, K, et al.** Aiding MEMS IMU with building heading for indoor pedestrian navigation. Ubiquitous Positioning Indoor Navigation and Location Based Service. 2010.
12. **Kummerle, R, et al.** Large scale graph-based SLAM using aerial images as prior information // Proceedings of Robotics: Science and Systems. 2009.
13. **Leung, Keith, Clark, Christopher and Huissoon, Jan.** Localization in urban environments by matching ground level video images with an aerial image // ICRA, 2008.
14. **Shorter, Nicholas and Kasparis, Takis.** Automatic Vegetation Identification and Building Detection from a Single Nadir Aerial Image // Remote Sensing? 2009.
15. **Müller, Sönke and Zaum, Daniel.** Robust building detection in aerial images // International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2005.

16. **Cote, M and Saeedi, P.** Automatic Rooftop Extraction in Nadir Aerial Imagery of Suburban Regions Using Corners and Variational Level Set Evolution // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013.
17. **Chunming, Li, et al.** Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation // IEEE Transactions on Image Processing, 2010.
18. **Izadi, Mohammad and Saeedi, Paravaneh.** Automatic Building Detection in Aerial Images using a Hierarchical Feature Based Image Segmentation // Pattern Recognition (ICPR), 2010.
19. **Comaniciu, Dorin and Meer, Peter.** Mean shift: a robust approach toward feature space analysis // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002.
20. **Frette, Olav and Virnovsky, George.** Estimation of the curvature of an interface from a digital 2D image // Computational Materials Science 44, 2009.

Abstract. In areas with insufficient GPS reception, like in urban areas close to buildings, alternative techniques have to be used to assist the inertial navigation system. The long-term objective of this work is to use buildings, detected in camera images, as distinctive landmarks for navigating micro aerial vehicles within the aforementioned areas. This paper presents a new method to detect buildings in aerial images. To use this algorithm onboard the vehicle during the mission, it has to be fast and executed automatically without readjusting any parameters by the operator. To cover a wide range of possible application areas, no building constraints are required. Therefore a wide variation of buildings with complex shapes can be detected.

Key words: Building Detection, Aerial Images, Integrated Navigation Solution, Urban Area