

УДК 681.518.3

Построение компактных моделей подстилающей поверхности по данным дистанционной разведки

***Парфентьев К.В.**, аспирант
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана,
кафедра «Системы автоматического управления»*

***Мозер Н.С.**, аспирант
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана,
кафедра «Системы автоматического управления»*

*Научный руководитель: Гаврилов А.И., к.т.н, доцент
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана
alexandre.gavrilov@iu1.bmstu.ru*

В настоящее время актуальной является задача дистанционного зондирования подстилающей поверхности [1-4].

Можно выделить следующие прикладные задачи получения информации о подстилающей поверхности:

- Топографическая съемка рельефа и создание цифровых моделей рельефа высокой точности и подробности
- Создание сеточных трехмерных моделей местности и объектов местности (моделей поверхности)
- Создание 3D моделей зданий и сооружений, застроенных территорий
- Обследование электротехнических объектов (высоковольтных ЛЭП, подстанций и проч.)
- Обследование объектов транспортной инфраструктуры
- Батиметрическая съемка внутренних водоемов и шельфа
- Инвентаризация и мониторинг лесов
- Инвентаризация земельно-имущественного комплекса
- Мониторинг крупных инженерных объектов, например, открытых разработок полезных ископаемых

Методы получения информации о подстилающей поверхности

Способы получения информации о подстилающей поверхности можно классифицировать, как по технологии получения данных (аэрофотосъемка или спутниковая фотосъемка), так по спектру получаемой информации (рис. 1).



Рис.1. Спектры излучения

В задаче получения информации о подстилающей поверхности используют следующие подходы:

- Радиолокационный
- Оптический
- Лазерное сканирование

Лазерное сканирование заключается в оптико-механическом сканировании местности лазерным излучением, пульсирующим с высокой частотой (около 150 кГц), приеме и фиксации отраженного от поверхности объекта сигнала, определении расстояния до точки отражения и вычислении ее координат. Воздушное лазерное сканирование характеризуется, с одной стороны, максимально высокой точностью, а с другой — достаточно высокой стоимостью

Радиолокационные снимки [5-6] получают на основе облучения объекта наблюдения радаром и регистрации отражения этого излучения. Радар не нуждается во внешних источниках освещения. Из этого вытекает главное достоинство радиолокационных снимков - независимость их получения от времени суток и года, погодных условий. Радарные снимки применяются для съемки приполярных районов в условиях полярной ночи и низкого стояния солнца.

Построения цифрового изображения подстилающей поверхности

Схематическое представление алгоритма построения цифрового изображения подстилающей поверхности представлено на рис. 2.

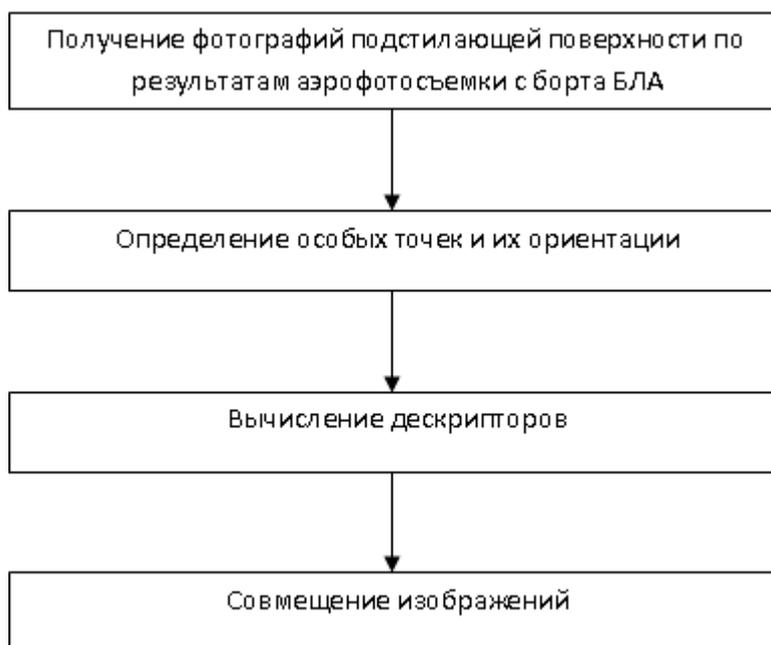


Рис.2. Схематическое представление алгоритма построения цифрового изображения подстилающей поверхности

Дескриптором может выступать любой объект, но обычно дескриптором является некая информация об окрестности особой точки. Такой выбор сделан в силу нескольких причин: на маленькие области меньшее влияние оказывают эффекты искажений, некоторые изменения (изменение положения объекта на картинке, изменение сцены, перекрытие одного объекта другим, поворот) могут не повлиять на дескриптор вовсе.

Методы определения особых точек

SIFT детектор

Метод SIFT [7] состоит из четырех главных этапов:

1. Определение максимума масштабируемого пространства: первый этап вычислений. Он реализуется посредством вычисления функции разности Гауссиана для определений потенциальных особых точек, инвариантных к масштабированию и изменению ориентации.
2. Определение особых точек. Особые точки определяются на основе меры их стабильности.

3. Определение ориентации. Для каждой особой точки может быть определено одно или несколько направлений, основанных на локальных направлениях градиентов. Все последующие операции выполняются на изображении, которое было преобразовано в соответствии с ориентацией и масштабом каждой особой точки, обеспечивая тем самым инвариантность к этим преобразованиям.

4. Построение дескрипторов: локальные градиенты измеряются в выбранном масштабе в области вокруг особой точки.

SURF детектор

SURF [8] решает две задачи – поиск особых точек изображения и создание их дескрипторов, инвариантных к масштабу и вращению. Это значит, что описание особой точки будет одинаково, даже если образец изменит размер и будет повернут (здесь и далее мы будем говорить только о вращении в плоскости изображения). Кроме того, сам поиск особых точек тоже должен обладать инвариантностью. Так, что бы повернутый объект сцены имел тот же набор особых точек, что и образец.

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

Методы предварительной обработки изображений

Предварительная обработка изображений играет важную роль в распознавании изображений. Без предварительной обработки трудно реализовать классификацию в силу того, что исходные изображения обладают свойствами высокого разрешения, низкого контраста, и т.д. Предварительная обработка может решить эти проблемы[9].

Преобразование цветного изображения в полутоновое

Изображение, полученное из фотоаппарата или видеокамеры обычно цветное. Большинство методов распознавания предполагает обработку полутоновых изображений, поэтому необходимо преобразовать цветное изображение в полутоновое, в котором останется только информация о яркости изображения[10]. Для получения значений яркости(S) берется взвешенная сумма по значениям красной(R), зеленой(G) и синей(B) составляющих:

$$S = 0.2989 \times R + 0.5870 \times G + 0.1140 \times B$$

Локализация и сегментация

Иногда целевой объект в изображении может быть небольшого размера, т.е. изображение содержит существенный объем фоновой составляющей. Локализация и сегментация могут удалить фоновую информацию[10].

Повышение контраста изображения

При слабом освещении изображение имеет низкий контраст, в результате чего распознавание может быть выполнено некорректно. В этом случае необходимо повысить контраст изображения. В работе используется метод эквализации гистограмм полутонового изображения [10] реализация которого выполняется в соответствии с соотношением:

$$P_k = \left[\sum_{i=0}^k \frac{255n_i}{n} \right] \quad k = 0, 1, 2 \dots, L - 1,$$

где n – количество пикселей; n_i – количество пикселей со значением яркости i ; L – максимальное значение пикселей; P_k – новое значение для пикселей, значение у которых равно k . Целью эквализации гистограмм полутонового изображения является уравнивание количества пикселей в каждом полутоновом значении.

Масштабирование изображения

Изображение, полученное с фотоаппарата или видеокамеры, обычно обладает высоким разрешением (около мегабайта). Для глобальных или ядерных методов распознавания изображений непосредственное использование таких больших изображений будет значительно увеличивать время обработки. Поэтому необходимо масштабировать изображение к подходящей размерности. В данной работе при уменьшении размерности изображения значение яркости пикселя бралось как среднее геометрическое соседних пикселей.

$$S_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m S_{ij}}{i \times j}$$

Структура самоорганизующихся карт SOM) и алгоритм обучения

Стратегия метода построения SOM заключается в представлении множества экспериментальных данных в виде топологической карты – решетки размерностью $n \times m$, состоящей из нейронов[11]. Каждый нейрон представляет собой вектор, определяющий в d – мерном пространстве признаков некоторую характерную точку[12]. В результате реализации алгоритма обучения вектора-нейроны распределяются в пространстве признаков, аппроксимируя статистические взаимосвязи между данными обучающего множества.

Рассмотрим общую форму алгоритма обучения:

- Пусть задан набор векторов $M = \{m_i\}$ $i = \overline{1..n}$, где m_i — “нейроны” карты (синаптические весовые вектора), он задан на некоторой регулярной сетке, задающей топологию, на которую будут отображаться данные выборки.
- Введем в пространстве векторов меру близости $d(x,y)$. Выбирая из обучающего множества вектора данных, найдем вектор-нейрон карты m_c , для которого выполняется условие $d(x_j, m_c) = \min(d(x_j, m_i))$. Этот нейрон и будет, пользуясь терминологией нейронных сетей, нейроном-“победителем” (в литературе по SOM, как правило, используется специальный термин “Best matching unit” — BMU).
- Произведем настройку нейронов карты по рекурсивной формуле: $m_i(t+1) = m_i + \alpha(t)h_{ci}(t)[x(t) - m_i(t)]$, где $h_{ci}(t)$ — симметричная невозрастающая функция, определенная вокруг m_c , называемая “функцией близости” (она определяет степень влияния нейрона-“победителя” на соседние нейроны), $\alpha(t)$ — коэффициент обучения (убывающая функция времени), причем $0 < \alpha(t) < 1$.

Таким образом, на каждом шаге алгоритма обучения определяется ближайший (в силу заданной метрики) к поступившим на вход сети данным нейрон, который «подтягивается» к входным данным вместе со своими соседями, определяемыми функцией близости $h_{ci}(t)$. Графическая интерпретация основной идеи алгоритма обучения представлена на рис.3.

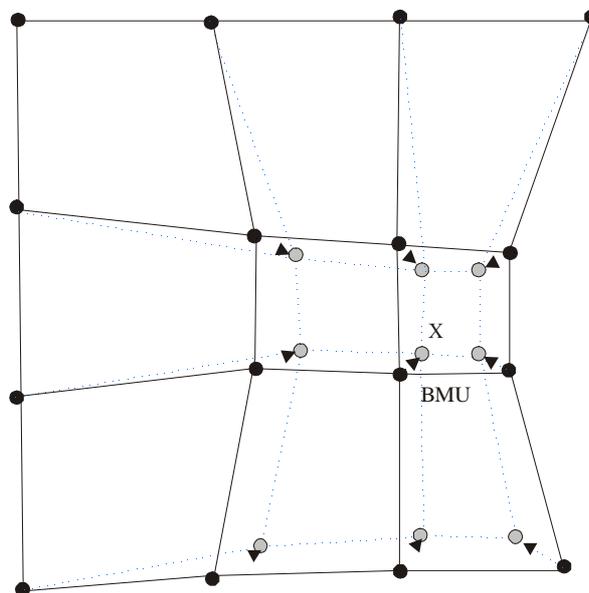


Рис. 3. Графическая интерпретация алгоритма обучения SOM

Разработка нейросетевой структуры для распознавания изображений.

Задача распознавания решалась следующим образом: в качестве векторов рассматривалась последовательность строк пикселей[13]. Также добавлялась еще одна координата, идентификатор объекта (1,2,3 и т.д.). Определялся нейрон-победитель, считывалась метка принадлежности этого нейрона какому-либо объекту. Также вводилось ограничение на декартово расстояние. В случае, если нейрон-победитель находился слишком далеко от исходного вектора, принадлежность этого вектора объекту не подтверждалась.

Алгоритм обучения самоорганизующейся карты[14]:

Инициализация

Наиболее распространены три способа задания первоначальных весов узлов:

1. Задание значений всех координат случайными числами.
2. Присваивание вектору веса значения случайного наблюдения из входных данных.
3. Выбор векторов веса из линейного пространства, натянутого на главные компоненты набора входных данных.

Основной цикл

Пусть t — номер итерации (инициализация соответствует номеру 0).

1. Выбрать произвольное наблюдение $x(t)$ из множества входных данных.
2. Найти расстояния от него до векторов веса всех узлов карты и определить ближайший по весу узел $M_c(t)$. Это — ВМУ. Условие на $M_c(t)$:

$$|x(t) - m_c(t)| \leq |x(t) - m_i(t)|,$$

для любого $m_i(t)$, где $m_i(t)$ — вектор веса узла $M_i(t)$. Если находится несколько узлов, удовлетворяющих условию, ВМУ выбирается случайным образом среди них.

3. Определить с помощью функции h (функции близости) соседей M_c и изменение их векторов веса.

Задание h

Функция определяет "меру близости" узлов M_i и M_c и изменение векторов веса. Она должна постепенно уточнять их значения, сначала у большего количества узлов и сильнее, потом у меньшего и слабее. Часто в качестве функции близости используется функция гаусса:

$$h_{ci}(t) = \alpha(t) e^{\left(-\frac{\|r_i - r_c\|^2}{2\sigma^2(t)} \right)}$$

где $0 < \alpha(t) < 1$ — коэффициент обучения, монотонно убывающий с каждой последующей итерацией (то есть определяющий приближение значения векторов веса ВМУ и его соседей к наблюдению; чем больше шаг, тем меньше уточнение);

r_i, r_c — координаты узлов M_i и M_c на карте;

$\sigma(t)$ — монотонно убывающая функция времени.

Параметры α , σ и их характер убывания задаются аналитиком.

Изменение векторов веса

Изменить вектор веса по формуле:

$$m_i(t) = m_i(t-1) + n_{ci}(t) \cdot (x(t) - m_i(t-1))$$

Таким образом, вектора весов всех узлов, являющихся соседями ВМУ, приближаются к рассматриваемому наблюдению.

Разметка карты

Для каждого вектора из обучающего множества находится ВМУ и каждому из этих ВМУ присваивается идентификатор (метка), означающая номер объекта (1,2,3). Этот номер может обозначать какому именно объекту принадлежит данная фотография.

Критерий обучения определяется, как среднее арифметическое расстояний между наблюдениями и векторами веса соответствующих им ВМУ:

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - m_c|$$

где N - количество элементов набора входных данных.

Тестирование карты (распознавание)

1. Для тестирования также определялся ВМУ $M_c(t)$ в соответствии с соотношением. $|x(t) - m_c(t)| \leq |x(t) - m_i(t)|$

2. Проводилась проверка Евклидова расстояния тестируемого вектора и ВМУ $\sqrt{\sum (x_i(t) - m_{ci}(t))^2} \leq C$ Где C — заранее выбранное ограничение. x_i - координаты тестируемого вектора. m_{ci} - координаты вектора ВМУ.

3. Считывалась метка объекта и по ней определялась принадлежность тестируемой фотографии какому либо объекту.

Получение топографических карт по изображению подстилающей поверхности.

Задача заключалась в обнаружении на снимках карт характерных участков местности, таких как земля, поле, дорога, лес.

В качестве тестирования использовалась фотография подстилающей поверхности, размером 1392x697 пикселей (рис. 4).



Рис. 4. Фотография карты местности

В качестве эталонов для обучения карты были взяты образцы конкретных участков местности размером 24x17 пикселей из других фотографий.

Примеры участков изображений, соответствующие четырем заданным классам (дорога, земля, лес, поле), представлены на рис. 5.



Рис. 5 Примеры участков фотографий, используемых для обучения.

Всего использовалось по 16 фотографий на каждый вид.

В этом случае для решения использовались самоорганизующиеся карты Кохонена.

В процессе тестирования карта разбивалась на области размером 24x17 пикселей и каждая область сравнивалась с эталонами.

Результат тестирования представлен на рис. 6.



Рис.6. Результат тестирования

Заключение

В статье рассмотрена задача дистанционного зондирования подстилающей поверхности. Приведен ряд прикладных задач на данную тематику. Рассмотрены технические средства и технологии получения информации о подстилающей поверхности, применительно к задаче построения топографических карт местности и разработаны эффективные алгоритмы обработки изображений. Предложен подход к решению задачи построения топографических карт с локализацией объектов интереса, основанный на самоорганизующихся картах Кохонена. Представлены структура, математическое описание, и алгоритм обучения самоорганизующихся карт.

Список литературы

1. Лупян Е.А. Современные подходы и технологии организации работы с данными дистанционного зондирования Земли для решения научных задач // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2012. Т.9, № 5. С. 21-44.
2. Музылев Е.Л. Использование спутниковых данных о характеристиках подстилающей поверхности и снежного покрова при моделировании составляющих водного и теплового балансов обширных территорий сельскохозяйственного назначения // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2012. Т.9, № 1. С. 258-268.
3. Соломатов Д.В. Развитие методов температурного зондирования земной поверхности из космоса // Материалы IV Всероссийской конференции молодых ученых «Материаловедение, технологии и экология в III тысячелетии». Томск: изд-во ИАО СО РАН, 2009. С. 360–364.

4. Афонин С.В., Белов В.В., Соломатов Д.В. Разработка программного обеспечения для атмосферной коррекции аэрокосмических ИК-измерений температуры подстилающей поверхности // Оптика атмосферы и океана. 2006. Т.19, № 1. С. 69–76.
5. Гайкович. К.П. Радиометрическое определение динамики температуры, теплового потока и параметров земной поверхности на основе решения термозволюционных уравнений // Исследование Земли из космоса. 1990. № 6. С. 71-78.
6. Беляев Л.В., Катковский Л.В., Сосенко В.А.. Приборы и методы аэрокосмического дистанционного зондирования // Вестник БГУ. Серия 1. 2011. № 3. С 38-47.
7. Lowe David G.. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints// International Journal of Computer Vision. 2004. No. 1. P. 91-110.
8. Bay Herbert, Ess Andreas, Tuytelaars Tinne, Van Gool Luc. Speeded-Up Robust Features (SURF) // Computer Vision and Image Understanding. 2008. No. 6. P. 346-359.
9. Парфентьев К.В. Разработка системы распознавания изображений с использованием самоорганизующихся карт Кохонена // Молодежный научно-технический вестник. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электрон. журн. 2013. № 11. Режим доступа: <http://sntbul.bmstu.ru/file/out/635661> (дата обращения 27.11.2014).
10. Gonzalez R.C. Woods R.E. Digital Image Processing. Second edition. New Jersey. Prentice Hall, Upper Saddle River. 2002. 813 p.
11. Пупков К.А., Гаврилов А.И, Шахназаров Г.А. Комплексирование технологий управления в интеллектуальных системах высокой точности и надежности // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Инженерные исследования. 2011. № 4. С. 60-67.
12. Kohonen T. Self-Organization and Associative Memory. New-York: Springer Verlag, 1988. 620 p.
13. Мозер Н.С., Мозер А.Л., Парфентьев К.В. Разработка подвижной платформы мехатронного комплекса и реализация алгоритмов управления и распознавания на основе карт Кохонена // Молодежный научно-технический вестник. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электрон. журн. 2013. № 04. Режим доступа: <http://sntbul.bmstu.ru/file/out/618488> (дата обращения 27.11.2014).
14. Парфентьев К.В. Реализация программного модуля распознавания изображений на основе самоорганизующихся карт Кохонена средствами системы Matlab // Молодежный научно-технический вестник. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электрон. журн. 2012. № 04. Режим доступа: <http://sntbul.bmstu.ru/file/out/505534> (дата обращения 27.11.2014).