



При помощи вектора нормали плоскостей и центра шара, строятся зависимости между локальной системой координат детали и глобальной системой координат измерительного прибора. Решая систему уравнений, получаем параметры преобразования для заданного положения измерительной платформы.

Для построения функции преобразования систем координат проводится измерение шаблонных элементов для различных положений подвижной платформы. В дальнейшем полученные данные используются для интерполяции функции.

Использование полученной функции позволяет компенсировать систематические ошибки, возникающие вследствие несовершенства геометрической формы измерительного прибора и оперировать координатами, привязанными к локальной системе координат детали, что позволяет корректно сравнивать изготовленную деталь с ее номинальной формой.

Работа выполнена при финансовой поддержке Правительства Российской Федерации (Минобрнауки) на основании Постановления Правительства РФ №218 по договору № 27/13 от 15.02.2013г.

Литература

1. Роджерс, Д. Математические основы машинной графики [Текст]/Д. Роджерс, Дж. Адамс. – М.: Мир, 2001. – 604 с.
2. Оболенский А.Ю. Лекции по аналитической геометрии [Текст]/А.Ю. Оболенский, И.А. Оболенский – Москва-Ижевск: Институт компьютерных исследований, 2004. - 216с.
3. Наместников С.М. Основы программирования в MatLab [Текст]/С.М. Наместников – Ульяновск: УлГТУ – 50с.
4. Джунковский А.В. Повышение точности измерений и совершенствование программного обеспечения координатно-измерительных машин [Текст]: диссертация кандидата технических наук: 05.11.13 Москва, 2007 168 с. РГБ ОД, 61:07-5/2731
5. Swornowski J. A critical look at the coordinate measuring technique [Text]/ J. Swornowski // Mechatronics. – 2013, № 23 – Pp. 80-93

И.Р. Сайфудинов, В.В. Мокшин

АДАПТАЦИЯ АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ К СИСТЕМАМ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ

(Казанский национальный исследовательский
технический университет им. А.Н. Туполева)

В данной работе подтверждается гипотеза о прямо пропорциональной зависимости времени обнаружения объекта в видеопоследовательности кадров от информативности изображения кадра. Классическая постановка задачи распознавания образов формулируется следующим образом: Дано множество объек-



тов. Относительно них необходимо провести классификацию. Множество представлено подмножествами, которые называются классами. Заданы: информация о классах, описание всего множества и описание информации об объекте, принадлежность которого к определенному классу неизвестна. Требуется по имеющейся информации о классах и описании объекта установить - к какому классу относится этот объект.

Существуют определенные методы для сравнения изображений, основанные на сопоставлении знаний об изображениях в целом. В общем случае это выглядит следующим образом: для каждой точки изображения вычисляется значение определённой функции, на основании этих значений можно приписать изображению определённую характеристику, тогда задача сравнения изображений сводится к задаче сравнения таких характеристик. По большому счету, эти методы настолько же плохи, насколько просты, и работают приемлемо, практически, только в идеальных ситуациях. Причин этому несколько: появление новых объектов на изображении, перекрытие одних объектов другими, шум, изменения масштаба, положения объекта на изображении, положения камеры в трехмерном пространстве, освещения, аффинные преобразования и т.д. Собственно, плохие качества этих методов обусловлены их основной идеей, т.е. тем, что в характеристику вносит вклад каждая точка изображения, каким бы плохим этот вклад не был.

Последнее утверждение наталкивает на мысли обхода таких проблем: надо или как-то выбирать точки, вносящие вклад в характеристику, или, ещё лучше, выделять некоторые особые (ключевые) точки и сравнивать их. На этом мы и основывается принцип сопоставления изображений по ключевым точкам. Можно сказать, что мы заменяем изображение некоторой моделью — набором его ключевых точек. Сразу отметим, что особой будет называться такая точка изображенного объекта, которая с большой долей вероятности будет найдена на другом изображении этого же объекта. Детектором будем называть метод извлечения ключевых точек из изображения. Детектор должен обеспечивать инвариантность нахождения одних и тех же особых точек относительно преобразований изображений.

Единственно, что остается неопределенным — каким образом определять какая ключевая точка одного изображения соответствует ключевой точке другого изображения. Ведь после применения детектора можно определить только координаты особых точек, а они на каждом изображении разные. Тут в дело и вступают дескрипторы. Дескриптор — идентификатор ключевой точки, выделяющий её из остальной массы особых точек. В свою очередь, дескрипторы должны обеспечивать инвариантность нахождения соответствия между особыми точками относительно преобразований изображений.

В итоге получается следующая схема решения задачи сопоставления изображений:

1. На изображениях выделяются ключевые точки и их дескрипторы.
2. По совпадению дескрипторов выделяются соответствующие друг другу ключевые точки.



3. На основе набора совпавших ключевых точек строится модель преобразования изображений, с помощью которого из одного изображения можно получить другое.

Далее будут рассмотрены этапы и результаты выделения особых точек и их дескрипторов методом SIFT (Scale Invariant Feature Transform) при различных показателях информативности изображений кадров. Для проведения экспериментов использовалась видеопоследовательность со следующими характеристиками:

Разрешение	320*240 пикселей
Кадровая частота	15 кадр/сек.
Скорость передачи данных	2800 кбит в сек
Общая скорость потока	2800 кбит в сек
Продолжительность	58 сек.

В первом этапе эксперимента, применяется видеопоследовательность без предварительных обработок. Входным параметром алгоритма был кадр цветного видео. Данный алгоритм состоит из следующих шагов:

Входные данные: Цветное RGB видео [v];

Выходные данные: соответствующее цветное видео [v’], с выделением ключевых точек.

Алгоритм:

[v’]:=0;

For i=0 to NumFrames([v]) do

 [vgi] = RGB([vi]);

 sift([vgi],[key_points],[descriptors]);

 [bi] = drawKeypoints([vgi],[key_points],[outputimage]);

 [v’] = AddFrame([bi]);

End;

Рассмотрим алгоритм:

- 1) последовательно извлекается следующий кадр v_i из видеопотока v' ;
- 2) методу SIFT передается текущий кадр v_i , вектор key_points для хранения полученных ключевых точек, матрица $descriptors$ для хранения дескрипторов;
- 3) для отрисовки ключевых точек используется метод $drawkeypoints$, принимающий параметры: изображение v_{gi} , ключевые точки, и выходное изображение.

Результат нахождения ключевых точек для метода SIFT изображен на рис.1.

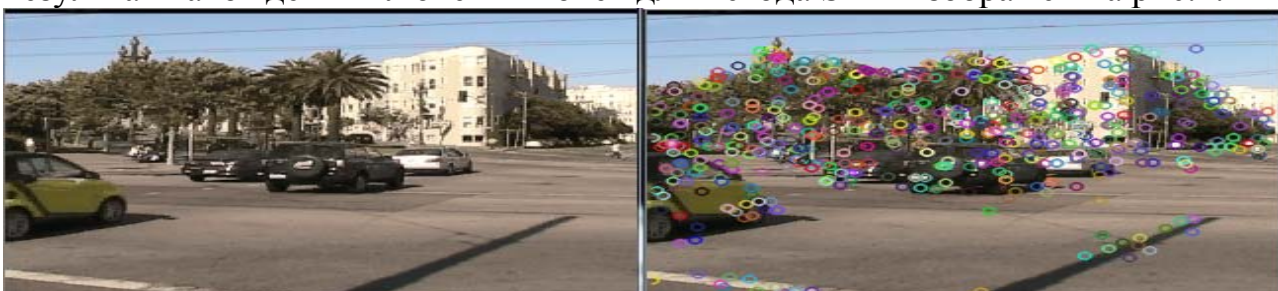


Рис. 1. Соответствие ключевых точек методом SIFT



На следующем этапе, входная последовательность кадров преобразуется в градации серого. Из трехканального изображения получаем одноканальное со значениями пикселей от 0 до 256.

В третьем этапе к последовательности видеок кадров применяется алгоритм адаптивной модели фона, основанный на фильтре скользящего среднего. Если пиксель в текущем кадре имеет значение яркости больше, чем соответствующий пиксель фона, вес фонового пикселя увеличивается на 1, иначе вес соответствующего фонового пикселя уменьшается на 1:

$$b_{t+1}(x, y) = \begin{cases} b_t(x, y) + 1, & \text{если } vg_t(x, y) > b_t(x, y) \\ b_t(x, y) - 1, & \text{если } vg_t(x, y) < b_t(x, y) \end{cases}$$

где $b_{t+1}(x, y)$ и $b_t(x, y)$ представляют пиксели модели фона в моменты времени $t+1$ и t соответственно, $vg_t(x, y)$ это значения яркости пикселя (x, y) в кадре t . Суть данного алгоритма в том, что фон изображения динамически меняется, что позволяет наблюдать только движущиеся объекты (рис.3.). Преимущество данного подхода в том что изображение содержит меньше информативных признаков чем при цветном или черно-белом изображении, но этой информации достаточно для выявления ключевых точек.



Рис. 3. Применение адаптивной модели фона и алгоритма SIFT

В таблице №1 отображены результаты времени вычислений для различных видов экспериментов.

Таблица 1

	RGB-видео	Серое видео	Видео с применением адаптивной модели фона
Общее время вычислений (мин.)	22,55	21	11,1
Среднее время вычислений (сек.)	1,55	1,44	0,76

Эксперименты подтвердили гипотезу, при уменьшении значимых признаков, уменьшается количество ключевых точек, что ведет к уменьшению времени обработки, что существенно для систем реального времени. Также было отмечено увеличение времени обработки с увеличением числа объектов на сцене. SIFT дескрипторы не лишены недостатков. Не все полученные точки и



их дескрипторы будут отвечать предъявляемым требованиям. Естественно это будет сказываться на дальнейшем решении задачи сопоставления изображений. В некоторых случаях решение может быть не найдено, даже если оно существует. Например, при поиске аффинных преобразований (или фундаментальной матрицы) по двум изображениям кирпичной стены может быть не найдено решения из-за того, что стена состоит из повторяющихся объектов (кирпичей), которые делают похожими между собой дескрипторы разных ключевых точек.

Литература

1. Журавлев Ю.И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания и классификации // Проблемы кибернетики. – М.: Наука, 1978, вып. 33. – С. 5-68.
2. David G. Lowe. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints., 2004. pp. 1-4
3. Построение SIFT дескрипторов и задача сопоставления изображений – 2010.- (<http://habrahabr.ru/post/106302/>)

Е.В. Симонова, А.А. Жиляев

АЛГОРИТМ КОЛЛЕКТИВНОГО РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ЗАДАЧ В ГРУППИРОВКЕ МАЛОРАЗМЕРНЫХ КОСМИЧЕСКИХ АППАРАТОВ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ

(Самарский государственный аэрокосмический университет)

Введение

Достижения последних лет в области микроэлектроники позволили снизить массу космических аппаратов, используемых для дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ), сохранив при этом их целевые характеристики. В результате появился новый класс космических аппаратов, называемых малоразмерными (МКА). В настоящее время подходы, применяемые к управлению группировками МКА, носят «централизованный» и «статический» характер, когда для каждого спутника предполагается определенный наперед заданный порядок выполнения задач, передаваемый из наземного центра управления. Альтернативным решением является реализация «распределенного динамического» управления, когда задачи ставятся не отдельным космическим аппаратам, а всей группировке в целом, причем исполнители могут адаптивно изменяться в зависимости от возникающих событий. Такой подход требует реализации принципиально новых методов и средств построения систем управления.

Постановка задачи

Пусть космическая система ДЗЗ состоит из N малоразмерных космических аппаратов, каждый из которых одновременно способен решать задачу зондирования не более q_i ($i \in [1, N]$) объектов наблюдения (ОН). Общее количество задач в заданный момент времени равно M . Ограничений на соотно-