

сле 14 эксперимента, что соответствует примерно 200 метрам пройденного расстояния. В итоге при оценке погрешности по оси X точность нейронной сети была выше на 8 %, по оси Y – на 50 %.

Выводы

В результате проведенного исследования были получены характеристики механики для конкретного реального робота. На основании данных характеристик проведена калибровка подсистем управления и позиционирования робота для решения задачи локализации. Для уточнения позиции робота и повышения качества и надежности информации, выдаваемой подсистемой локализации был предложен нейросетевой подход. Результаты экспериментов доказали эффективность предложенного подхода, особенно в продольном направлении, где ошибка наиболее существенна. Однако в данном подходе имеется ряд недостатков, таких как: необходимость предварительной настройки нейросетевого модуля для конкретного робота и окружающей среды, требование к производительности бортового оборудования робота. В дальнейшем для решения данных проблем планируется создание самообучающейся интеллектуальной системы позиционирования, которая смогла бы адаптироваться во время работы к параметрам робота, внешней среды и использовала для оценки позиции кроме одометров, другие сенсоры робота.

Благодарности

Данная работа выполнялась при поддержке гранта Ф11-ЛИТ003 Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований и гранта ГБ 11/117 Министерства образования Республики Беларусь.

Список цитированных источников

1. Montemerlo, M. Fast-SLAM2.0: An Improved Particle Filtering Algorithm for Simultaneous Localization and Mapping that Provably Con-verges, In Proc. Of the Int. Confs. On Artificial Intelligence (IJCAI) / M. Montemerlo, S. Thrun, D. Kollerand B. Wegbreit. – 2003. – P. 1151–1156.
2. Martinelli, A. Estimating the Odometry Error of a Mobile Robot during Navigation, In Procs. Of European Conf. on Mobile Robots / A.Martinelli, R.Siegwart. – 2003.
3. Borenstein, J. Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robot, IEEE Transactions on Robotics and Automation / J.Borenstein, L.Feng. – 1996. – P.12(6):869-880.
4. Haoming Xu and John James Collins. Estimating the Odometry Error of a Mobile Robot by Neural Networks, In Proc. of International Conference on Machine Learning and Applications, 2009.

УДК 621.397.13:004.932.7

ВЫБОР ПРИЗНАКОВ И МОДЕЛИ КЛАССИФИКАТОРА В ЗАДАЧЕ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ РЕАЛЬНЫХ СЦЕН

Кузьмицкий Н.Н.

*УО «Брестский государственный технический университет», г. Брест
Научный руководитель – Дереченник С.С., к.т.н., доцент*

Введение

Классификация – одна из наиболее часто встречаемых научно-практических задач, необходимость повседневного решения которой следует из удобства иерархического восприятия действительности. Автоматизированная модель классификации основана на использовании функций определенных параметрических семейств, объединенных в решающем правиле, позволяющем по набору значений признаков объекта определить его класс.

Многие классификационные задачи имеют эффективное решение благодаря хоро-

шему набору признаков, однако в ряде ситуаций составить их исчерпывающий перечень достаточно проблематично, например, в случае классификации изображений реальных сцен. Причиной тому являются как внешние факторы (ракурс, освещение и др.), так и внутренние (изменчивость композиции, свойств объектов и др.), значительно осложняющие применение стандартных методик анализа изображений.

Кроме того, хорошие признаки являются лишь необходимым условием эффективной классификации, ввиду сложности "ручной" настройки пороговых величин, разделяющих классы. Поэтому целесообразным выглядит применение методов машинного обучения, однако выбор подходящего метода является нетривиальной задачей, зависящей от статистической природы признаков, наличия обучающей выборки, требований к качеству обобщения и др.

Постановка задачи

Целью описываемой исследовательской работы является создание классификатора изображений реальных сцен. При этом основное внимание уделяется двум задачам: формированию признаков изображений и обучению классификатора. Анализ известных методик решения первой задачи показал, что наиболее перспективным для рассматриваемого типа изображений является применение SIFT-детектора визуальных слов ввиду его инвариантности к различным искажениям. Для решения второй задачи был выбран метод опорных векторов (SVM, Support Vector Machine), являющийся гибким механизмом построения нелинейных разделяющих границ и имеющий высокую обобщающую способность даже для небольших обучающих выборок.

Схема построения классификатора представлена на рисунке 1.



Рисунок 1 – Схема построения классификатора

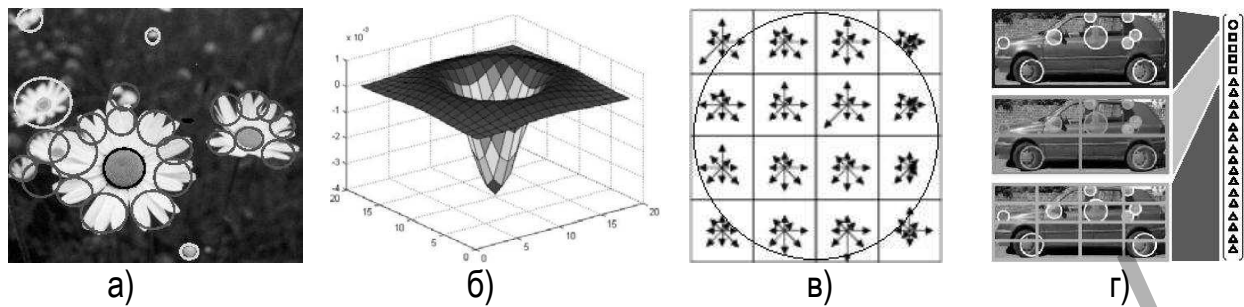
Формирование признаков

Визуальное слово – это фрагмент изображения, являющийся окрестностью особой точки. Часто встречаемые слова объединим в "словарь", проведем квантование остальных фрагментов по нему, тогда итоговым признаком изображения будет являться гистограмма частот слов [1].

В качестве особых будем рассматривать точки, имеющие окрестности с однородной яркостью (см. рисунок 2а), называемые *блобами* ("blob" – капля). *SIFT* (Scale-Invariant Feature Transform) – детектор блобов, применяющий для их обнаружения следующее правило: в центре блоба ЛОГ-фильтр (лапласиан гауссиана: $\Delta^2 g = \partial^2 g / \partial x^2 + \partial^2 g / \partial y^2$, где g – функция Гаусса, см. рисунок 2б) имеет локальный максимум, если размер фильтра и блоба совпадают. Таким образом, вычисляя свертки изображения с ЛОГ-фильтрами, можно локализовать блоб и определить его размер, при этом исключить из дальнейшего рассмотрения нестабильные блобы с низкой контрастностью [2].

Для построения дескриптора особой точки воспользуемся характеристиками градиента яркости пикселей ее окрестности, на основе которых сформируем вектор-дескриптор. Процесс его формирования состоит из следующих шагов:

1) найдем доминантное направление градиента и повернем окрестность так, чтобы оно стало строго вертикальным;



а) изображение с блобами,
 б) ЛОГ-фильтр; в) SIFT-дескриптор; г) пирамидальная гистограмма
 Рисунок 2 – Детектирование особых точек

2) разобьем окрестность прямоугольной сеткой размера 4×4 и вычислим гистограммы направлений градиента в ячейках с шагом 45° , при этом значения градиента взвесим по гауссиане в центре окрестности (см. рисунок 2в);

3) объединим гистограммы в одном векторе длины $128 (4 \cdot 4 \cdot 8)$.

Таким образом, визуальное слово – это блок, обнаруженный SIFT-детектированием, описанный вектором фиксированной длины, обладающим инвариантностью относительно масштабирования, переносов, поворотов, изменений освещения и небольшим сдвигам.

Формирование словаря визуальных слов проведем на основе одного из методов кластеризации, например, K -средних, где K – предполагаемое количество центров. Тогда словарь составим из образованных кластеров, квантование слов проведем по мере близости до их центров, а итоговым признаком изображения будет гистограмма частот слов длины K . Чтобы учесть пространственную информацию, можно воспользоваться пирамидальными гистограммами: сетками разбить изображение на N ячеек, построить для каждой гистограмму и объединить их в вектор длины $K \cdot N$. (см. рисунок 2г).

Обучение классификатора

Для создания классификатора воспользуемся методом опорных векторов [3], который с помощью гиперплоскости осуществляет линейное разделение образов двух классов. Достоинством метода является работоспособность в случае линейно неразделимых классов, образы которых отображаются в пространство большей размерности, при этом решается задача квадратичного программирования, имеющая единственное решение. Основным параметром метода – мера регуляризации C , позволяющая находить компромисс между максимизацией расстояния от гиперплоскости до образов и минимизацией ошибок обучения. Для выбора величины C проводятся перекрестные проверки: классификатор, обученный на одном подмножестве обучающей выборки, тестируется на другом. В случае M -классовой задачи строится M бинарных классификаторов и используется голосование "один против всех" либо $M \cdot (M-1) / 2$ классификаторов с голосованием "один против одного".

Апробация классификатора

Представленная выше схема построения классификатора была реализована для распознавания изображений интерьеров в рамках конкурса Microsoft Computer Vision School 2011. Его целью было создание классификатора изображений 4-х классов сцен: жилых помещений, учебных корпусов МГУ; городских улиц, цветов. Размеры предложенной обучающей / тестовой выборки составили: 133 / 100, 260 / 100, 205 / 100, 210 / 100 экземпляров соответственно. Разработанный в системе MatLab классификатор позволил отнести к верному классу 93,5% (100%) изображений тестовой (обучающей) выборки (см. рисунок 3), что является вторым из лучших результатов (95,5% - победитель).



Рисунок 3 – Примеры четырех классов изображений тестовой выборки

Заключение

Рассмотренная методика построения классификатора изображений реальных сцен является достаточно общей и применима для аналогичных типовых задач. Ее преимущество – устойчивость выбранных признаков ко многим видам искажений и гибкость модели классификатора. Недостаток – необходимость кластеризации с заранее неизвестным числом центров и довольно длительное время обучения.

Список цитированных источников

1. Sivic, J. Video Google: A Text Retrieval Approach to Object Matching in Videos / J. Sivic, A. Zisserman // ICCV – 2003. – P. 1470-1477.
2. Lowe, David G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints / David G. Lowe // IJCV 2004. – P. 91-110.
3. Vapnik, V. Statistical Learning Theory / V. Vapnik. – Wiley. – 1998. – P.768.

УДК 004.5

ИЗМЕРЕНИЕ ПРОСТРАНСТВЕННЫХ КООРДИНАТ ТЕСТОВОГО ОБЪЕКТА ПРИ ПОМОЩИ WEB-КАМЕР

Кулажевко С.В., Бобров Д.В., Петров П.В., Кольчевский Н.Н.
 УО «Белорусский государственный университет», г. Минск

Обычная web-камера с успехом может улучшить стандартные регистрирующие и измерительные приборы. Достоинства применения web-камеры [1]: использование обычного компьютера, лёгкая адаптация к условиям измерений и исследований, возможность быстрого обновления и расширения, совместимость с любыми измерительными устройствами, экономичность. Известным ограничением на пути использования компьютера в области измерений и регистрации аналоговых сигналов является то, что компьютер не способен принимать аналоговые данные, так как является полностью цифровым устройством. Для решения этой проблемы существуют специализированные устройства - Аналого-Цифровые Преобразователи (АЦП), которые осуществляют преобразование аналоговых сигналов в цифровую форму. В качестве АЦП в нашем случае используется web-камера, которая преобразует аналоговый сигнал от измерительного или регистрирующего прибора в цифровой вид, пригодный для приёма его компьютером. Программное обеспечение является инструментом, позволяющим использовать, обрабатывать данные, полученные от измерительных приборов.

Целью работы является разработка программного обеспечения для применения web-камеры в качестве бесконтактного измерительного или регистрирующего прибора.

Очень часто для достижения необходимого результата требуется долгое и рутинное наблюдение за объектом исследования в связи с медленно изменяющимися его характеристиками. Для упрощения наблюдения была написана программа Time Catcher,