

Ким Николай Владимирович – e-mail: nkim2011@list.ru; кафедра 704; к.т.н.; профессор.

Носков Владимир Петрович – Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана; e-mail: noskov_mstu@mail.ru; 105005, г. Москва, ул. 2-я Бауманская, 5; тел.: +79166766057; кафедра специальной робототехники и мехатроники; к.т.н.; доцент; НИИ специального машиностроения; зав. сектором.

Рубцов Иван Васильевич – e-mail: noskov_mstu@mail.ru; тел.: 84992636019; кафедра специальной робототехники и мехатроники; к.т.н.; НИИ специального машиностроения; начальник отдела.

Anikin Viktor Andreevich – PLC «Kamov»; e-mail: v.anikin@kamov.ru; 8a, 8 Marta street, Moskovskoj oblasti, Ljubercy, 140007, Russia; phone: +74959944800 (д. 732); dr. of eng. sc.; chief designer.

Bodunkov Nikolaj Evgenievich – Moscow Aviation Institute (National Research University); e-mail: boduncov63@hotmail.com; 4, Volokolamskoe shosse, Moscow, 125993, Russia; phone: +74991584549; division 704; engineer.

Kim Nikolaj Vladimirovich – e-mail: nkim2011@list.ru; division 704; cand. of eng. sc.; professor.

Noskov Vladimir Petrovich – Bauman Moscow State Technical University; e-mail: noskov_mstu@mail.ru; 5, 2nd Baumanskaya street, Moscow, 105005, Russia; phone: +79166766057; cand. of eng. sc.; associate professor; the department of special robotics and mechatronics; NIISM; sector head.

Rubtsov Ivan Vasil'evich – e-mail: noskov_mstu@mail.ru; phone: +74992636019; the department of special robotics and mechatronics; cand. of eng. sc.; NIISM; head of department.

УДК 004.93.1

В.А. Бархоткин, В.Ф. Петров, М.П. Кочетков, Д.Н. Корольков
ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ НАЗЕМНОЙ
ОБСТАНОВКИ МОБИЛЬНЫМИ РОБОТИЗИРОВАННЫМИ
КОМПЛЕКСАМИ*

Повышение автономности мобильных роботизированных комплексов предполагает решение задачи идентификации наземной обстановки. В статье исследуются методы обработки изображений трехмерных наземных объектов. Обсуждаются этапы и исследованы методы обработки изображений при недостаточно определенной внешней среде. Задача распознавания легко решается человеком, однако она не решена в полной мере для роботов, функционирующих в недетерминированной обстановке в силу многочисленных причин. Изображения могут иметь разный масштаб. Объекты, которые человек воспринимает как одинаковые, на самом деле занимают разную площадь на различных изображениях. Интересующий объект может также находиться в разных местах изображения. Сложность решаемых задач предполагает построение обучающихся систем распознавания. Обучение является неотъемлемой составной частью распознающего процесса в условиях высокой неопределенности внешней среды и имеет своей конечной целью формирование эталонных описаний классов, форма которых определяется способом их использования в решающих правилах. Предложен метод статистической идентификации объектов с использованием параметрического обучения, чтобы компенсировать искажение изображений.

Алгоритм; обработка изображений; мобильный роботизированный комплекс; модель; объект.

* Работа выполнена при финансовой поддержке в рамках базовой части государственного задания Министерства образования и науки России.

V.A. Barhotkin, V.F. Petrov, M.P. Kochetkov, D.N. Korolkov

IMAGE PROCESSING TO IDENTIFY THE GROUND SITUATION FOR MOBILE ROBOTIC SYSTEMS

Increased autonomy of mobile robotic systems involves solving the problem of identification of ground situation. The article investigates the methods of image processing three-dimensional ground targets. The paper discusses the stages and investigated methods of image processing ground facilities under ill-defined external environment. Pattern recognition problem can be easily solved by man, but it is not solved fully for robots operating in a undetermined environment due to the number of reasons. Images can have different scale. Objects which are perceived by the person as similar can have different areas for different images. Object of interest may also be in different areas of the image. Complexity of the tasks involves the construction of learning recognition systems. Education is an integral part of a recognition process in conditions of high uncertainty of the environment and has as ultimate goal the formation of the standard descriptions of classes, the form of which is determined by the rules their use. Proposed a method of statistical identification of objects using parametric learning to compensate for the distortion of images.

Algorithm; image processing; mobile robotic systems; model; object.

В США, Японии и странах Западной Европы развернуты и интенсивно проводятся исследования по разработке мобильных роботизированных комплексов (МРК), которые могут использоваться для ликвидации последствий экологических и техногенных катастроф, обезвреживания подозрительных предметов в местах массового скопления людей, ведения боевых действий, а также для других ситуаций, представляющих угрозу для здоровья и жизни человека [1–5].

Существующие в РФ и за рубежом МРК в основном предназначены для выполнения работ в достаточно ограниченных условиях внешней обстановки. Во многих реальных ситуациях применение МРК отличается большой неопределенностью окружающей среды и экстремальными условиями функционирования. При этом круг задач, возлагаемых на систему управления (СУ) МРК, постоянно расширяется. Например, патрулирование территорий в очагах возгорания лесных массивов, изоляция районов появления террористических групп, охрана протяженных участков государственной границы предполагает применение нескольких МРК. Централизованное управление группой МРК может оказаться малоэффективным из-за больших задержек времени, необходимых для сбора, обработки и передачи видеоинформации от территориально разнесенных бортовых датчиков МРК на диспетчерский пункт. Для повышения эффективности перспективных МРК необходимо увеличивать степень их автономности.

Проектирование СУ для автономных МРК требует решения целого ряда новых сложных задач, которые не имели места для роботов, функционирующих по «жесткой» программе на заранее подготовленной территории. К таким задачам относятся:

- ◆ получение информации о состоянии изменяющейся внешней среды, окружающей МРК;
- ◆ обработка поступившей информации в реальном масштабе времени;
- ◆ идентификация объектов наземной обстановки для последующего формирования управляющих воздействий на исполнительные механизмы МРК.

Остальные функции программного обеспечения по управлению движением и технологическим оборудованием МРК по существу совпадают с соответствующими функциями программного робота. Таким образом, для обеспечения устойчивого автономного функционирования МРК, в том числе при возникновении нештатных ситуаций и нарушениях связи с диспетчерским пунктом требуется оперативно осуществлять идентификацию наземной обстановки.

Следует отметить, что классические методы решения задачи идентификации эффективны лишь для отдельных достаточно несложных объектов, примерами которых служат многогранники, человеческие лица, печатные или рукописные символы, номера автомобилей. Причем идентифицируемые объекты должны наблюдаться в достаточно детерминированных условиях (определённое освещение, фон и положение объекта относительно датчиков информации). Перечисленные условия, как правило, не соблюдаются при функционировании МРК на заранее неподготовленной территории. В связи с этим разработка методов идентификации наземной обстановки для СУ МРК представляется актуальной научно-технической проблемой.

Особый интерес для решения этой проблемы имеют исследования, направленные на интеллектуализацию поведения МРК. Пусть проектируемый МРК должен выполнить некоторую последовательность независимых действий в различных точках местности. Для программного робота последовательность обхода точек является фиксированной. Адаптивный МРК должен оперативно реагировать на изменение наземной обстановки (внезапно появившиеся препятствия, ухудшение дорожной обстановки из-за погодных условий) и в случае необходимости изменять очередность обхода заданных точек.

Свойство адаптивных СУ функционировать в условиях недетерминированной внешней среды обеспечивается при реализации двух основных функций: оперативной обработке информации о внешней среде с целью ее идентификации и генерации последовательности управляющих сигналов в реальном масштабе времени на уровне управления исполнительными механизмами.

Адаптивные МРК, как правило, имеют иерархическую структуру СУ. Эта структура представляется в виде многоуровневого набора взаимодействующих подсистем, каждая из которых отвечает за решение строго определенной совокупности задач и имеет доступ к ограниченной информации, требуемой для их решения. Организация многоуровневой СУ МРК определяется требуемой степенью адаптации.

При простой параметрической адаптации параметр, являющийся, например, расстоянием до препятствия, может быть включен в выражение для закона управления исполнительными механизмами, и тогда адаптация затронет уровень привода. Адаптация, близкая к искусственному интеллекту, требует большого числа уровней иерархии. Их число зависит также от степени детализации человеком действий робота в недостаточно детерминированной обстановке. Если задание формулируется на проблемно-ориентированном языке, то число уровней будет тем больше, чем выше уровень языка. В этом случае все функции, связанные с декомпозицией задачи на подзадачи, планирование выполнения каждой из них возлагаются на СУ МРК.

Для реализации «разумного» поведения адаптивного МРК его СУ должна получать информацию от эффективной системы технического зрения (СТЗ). Образцом для разработчиков служат возможности человека. Известно, что посредством зрения человек получает более 70 % информации из внешнего мира, поэтому существенная роль (среди возможных средств очувствления) при проектировании перспективных адаптивных роботов принадлежит техническим аналогам глаза, а именно: телекамере, тепловизору, лазеру.

В общем случае СТЗ необходимо обеспечить СУ информацией о текущей ситуации в зоне действия МРК, включающей следующие основные сведения:

- ◆ наличие, тип, параметры, местоположение и ориентация объектов, представляющих интерес с точки зрения целевого назначения МРК и конкретного поставленного задания;
- ◆ корректность и качество выполнения МРК заданных технологических операций и/или других действий;
- ◆ обнаружение препятствий, возможных путей их обхода и т.д.

СУ перспективных МРК будут выполнять много различных функций. Как правило, в бортовую вычислительную систему МРК поступают: задания (команды) от человека-оператора или вышестоящей системы, данные от других МРК, информация о состоянии своего бортового технологического оборудования. В этом случае возникает потребность возложить на СТЗ дополнительную функцию – обработку больших потоков данных от видеодатчиков, для чего следует оснастить ее вычислительными средствами цифровой обработки изображений.

Функциональные возможности, эффективность и гибкость СТЗ МРК в значительной степени определяются их алгоритмическим обеспечением. Потенциальные возможности высококачественных видеосенсоров, совершенных вычислительных устройств и другой аппаратуры СТЗ не могут быть реализованы без обоснованного выбора и разработки совокупности алгоритмов ввода, обработки и анализа изображений, которые должны обеспечить идентификацию наземной обстановки в зоне действия МРК.

Реализация СТЗ сильно зависит от области применения роботов. Однако в любом случае возникает необходимость решения общих задач получения и анализа визуальной информации об окружающей среде, на основе которой затем осуществляется автоматическое управление исполнительными механизмами робота. При этом можно выделить ряд этапов обработки визуальной информации, типичных для СТЗ МРК различного назначения, к ним относятся:

- ◆ ввод (восприятие) информации, т.е. получение изображения рабочей сцены с помощью датчиков;
- ◆ предварительная обработка изображения, в том числе подавление шума и устранение искажений;
- ◆ определение локальных особенностей на изображении;
- ◆ сегментация, т.е. выделение на изображении одного или нескольких представляющих интерес объектов сцены;
- ◆ распознавание или идентификация объекта, т.е. установление его принадлежности к некоторому классу объектов;
- ◆ анализ (интерпретация) полученной информации с точки зрения задач функционирования робота.

Одной из принципиальных трудностей при решении многих задач предварительной обработки изображений является необходимость автоматической адаптации СТЗ МРК к изменению освещения. Функционирование МРК на местности сопровождается существенными изменениями условий освещенности в течение суток, что приводит к появлению на изображениях значительного контраста по яркости, бликов, засветке отдельных участков при определенном положении источников света. Важной проблемой является также наличие шумов и искажений, которые в значительной мере затрудняют обработку получаемого изображения. В таких условиях получение качественных изображений, формируемых СТЗ для последующих этапов обработки, обеспечивается предварительной обработкой, направленной на компенсацию факторов априорной неопределенности условий наблюдения и низкого качества исходных изображений. Задачами предварительной обработки являются: устранения пространственных и амплитудных искажений, а также случайных помех (фильтрация, выравнивание освещенности, улучшение качества изображений, например, по пространственному разрешению и контрастности).

Количество методов, подходящих для предварительной обработки основных параметров изображения, довольно велико, однако требованиям по скорости вычислений удовлетворяет только определенная их подгруппа [6]. Большинство алгоритмов основано на обработке информации в пространственной области и при-

менении преобразования Фурье при переходе в частотную область. Иногда исследования в частотной области используются для экспериментального поиска эффективного частотного фильтра, который затем служит прототипом для реализации соответствующего цифрового фильтра в пространственной области. Возможность компенсации таких эффектов, как тени и блики на изображении часто является определяющей для успешного выполнения последующих этапов обработки информации. Приемлемыми по быстродействию и сложности оборудования для бортовой реализации являются методы задания гистограммы, гистограммного выравнивания, локального улучшения качества изображения.

Предварительно обработанное изображение служит информационным полем, на котором выделяются локальные особенности объектов. Типичным результатом этого этапа являются множества особых изолированных точек, кривых и связанных областей, которые присущи наземным объектам, подлежащим идентификации. К более сложным особенностям могут относиться изменения в структуре и форме отдельных фрагментов изображения, представляющие интерес для последующей целевой обработки информации. После выделения локальных особенностей принимается решение о том, какие из них являются значимыми для дальнейшей обработки. Полученные результаты применяются для сегментирования изображений; поиска, распознавания и сопровождения объектов. Предполагается также возможность использования этих результатов для решения задач:

- ◆ «сшивка панорам» из отдельных изображений при наличии нескольких телевизионных или тепловизионных камер на борту МРК;
- ◆ восстановления трехмерных изображений объектов по изображениям их проекций, наблюдаемых с разных ракурсов.

Следующий этап обработки – сегментация, т.е. разделение изображения на непересекающиеся однородные области (сегменты) по некоторым признакам. Количество признаков, которыми могут отличаться друг от друга сегменты различных типов, достаточно велико. Встречается большое число задач, где участки имеют неодинаковую среднюю яркость. Иногда при одинаковой средней яркости различаются дисперсии флюктуаций. Часто можно наблюдать картину, на которой различие областей проявляется в неодинаковых корреляционных свойствах: медленные, плавные колебания яркости на одних участках сменяются существенно более быстрыми на других. Для решения задач сегментации могут использоваться различные методы. Например, в случае простых изображений сегментация осуществляется при помощи пороговой фильтрации, в случае сложных – при помощи активных контуров.

Большое разнообразие в задаче сегментации вносит обработка цветных изображений. Одним из важнейших признаков для сегментации в этом случае может служить цвет, который дополняет совокупность характеристик, применяемых при обработке черно-белых изображений. Отметим, что такие задачи значительно сложнее, а число публикаций в этой области сравнительно невелико.

С формальной точки зрения, сегментацией является процесс присвоения меток каждому пикселу, при этом пикселы с одинаковыми метками имеют близкие характеристики, например, по яркости и текстуре. По этим характеристикам пикселы соседних сегментов должны значительно отличаться друг от друга. Сегментация позволяет уменьшить сложность представления изображения и, следовательно, упростить процесс его компьютерного анализа. Степень детализации, до которой необходимо проводить разделение изображения, зависит от решаемой задачи. Очевидно, что нецелесообразно реализовать сегментацию ниже того уровня детализации, который необходим для обнаружения объектов, подлежащих распознаванию.

Эффективность идентификации наземной обстановки во многом определяется точностью сегментации, в силу чего значительное внимание следует уделить повышению её надёжности. Важно подчеркнуть, что сегментация изображений реальных объектов (естественных препятствий, искусственных сооружений, транспортных средств, людей) представляет достаточно сложную задачу компьютерного зрения, решение которой оказывает непосредственное влияние на качество распознавания их образов.

Распознавание – классическая задача обработки изображений и машинного зрения [7]. Известен подход, предполагающий выделение на изображении характерных признаков, по которым выполняется распознавание. Одним из алгоритмов, использующих этот подход, является алгоритм распознавания по вектору признаков. В ситуациях, когда компоненты векторов имеют разную значимость для принятия правильного решения, требуется вводить весовые коэффициенты. Эти коэффициенты должны адекватно отражать практическую ценность различных компонент вектора. Представленный подход эффективен только при условии, что наблюдаемые объекты изолированы, а уровень помех не слишком высок. В противном случае помимо данных о типе и количественных характеристиках требуется дополнительная информация о пространственных отношениях между признаками, что затрудняет использование данного подхода.

Задача распознавания легко решается человеком, однако она не решена в полной мере для МРК, функционирующих в недетерминированной обстановке в силу многочисленных причин. Изображения могут иметь разный масштаб. Объекты, которые человек воспринимает как одинаковые, на самом деле занимают разную площадь на различных изображениях. Интересующий объект может также находиться в разных местах изображения. Предмет, который человек воспринимает как что-то отдельное, на изображении никак не выделен, и находится на фоне других предметов. Изображение не идеально и может быть подвержено всякого рода искажениям и помехам. Надо также иметь в виду, что изображение является двумерной проекцией реального трехмерного мира. Поворот объекта и изменение угла обзора кардинально влияют на его двумерную проекцию. Один и тот же объект может давать совершенно разную картину, в зависимости от поворота или расстояния до него. Яркость и контрастность изображения могут изменяться в значительных пределах. Кроме того, задачу распознавания объектов необходимо решать в реальном масштабе времени для обеспечения возможности МРК оперативно реагировать на изменение внешней обстановки.

В силу перечисленных особенностей не представляется возможным построить прямое отображение пространства значений пикселей, составляющих изображение, в пространство семантических описаний сцены, необходимое для распознавания образов и планирования поведения МРК. Сложность решаемых задач предполагает построение обучающихся систем распознавания. Обучение является неотъемлемой составной частью распознающего процесса в условиях высокой неопределенности внешней среды и имеет своей конечной целью формирование эталонных описаний классов, форма которых определяется способом их использования в решающих правилах. Часто объем априорной информации позволяет только разделить объекты на классы. Однако предварительных данных недостаточно, чтобы построить в признаковом пространстве описания классов объектов, подлежащих распознаванию.

В качестве примера рассмотрим МРК, который выполняет функции охраны некоторой территории и должен обнаруживать потенциальных нарушителей на ранней стадии, когда они еще не приблизились к ее периметру. Предполагается, что объекты, подлежащие распознаванию, находятся на расстоянии более чем в

100 м от СТЗ МРК, поэтому их изображение занимает незначительную часть общего изображения, фиксируемого бортовой телевизионной камерой. Кроме того, считаем, что в результате проведения сегментации на изображении выделены однородные области (сегменты), отличные от фона, которые подлежат распознаванию. Необходимо проверить справедливость гипотез, что рассматриваемые сегменты соответствуют объекту определенного класса.

Решение задачи распознавания усложняется тем, что контролируемый объект появляется с заранее неизвестным ракурсом, его изображение искажается помехами. Малый объем исходной информации, значительная неопределенность параметров объекта (типа, формы, пространственной ориентации) является серьезной проблемой при проектировании системы распознавания.

В общем случае математическая модель рассматриваемой ситуации может быть представлена в виде ограниченной функции двух переменных, заданной на ограниченной прямоугольной области следующим образом:

$$\mathbf{S} = a_{pg} \cdot \mathbf{B}_{pg}^{(k)} + \mathbf{G},$$

где \mathbf{S} – матрица полутонового изображения, имеющая размерность $I \times J$, I – количество строк, J – количество столбцов матрицы; a_{pg} – коэффициент, учитывающий фактор освещенности объекта; $\mathbf{B}_{pg}^{(k)}$ – матрица исходного неискаженного изображения, на котором наблюдается объект. Координаты объекта определяются координатами «центра тяжести» его изображения и принимаются, равными (p, g) . Объект располагается на горизонтальной поверхности и может наблюдаться под различными ракурсами.

В силу конечной разрешающей способности телевизионной камеры, недостаточного объема исходной информации об объектах наблюдения, ограниченной производительности средств обработки количество различных ракурсов (проекций) объекта представляется конечным множеством и может быть пронумеровано: $k = 1, 2, \dots, M$, \mathbf{G} – матрица аддитивных помех, искажающих исходное изображение, каждый элемент которой g_{pg} представляет значение шума в точке (i, j) . Размерности матриц $\mathbf{B}_{pg}^{(k)}$ и \mathbf{G} совпадают.

Обозначим R_i событие, связанное с сопоставлением контролируемого объекта с i -м классом. Вероятность этого события при условии наблюдения k -й проекции объекта запишем в виде $P(R_i | H_{pg}^{(k)})$, $k = 1, 2, \dots, M$.

Вероятность события R_i при условии, что объект может наблюдаться под любым из M ракурсов (проекций), можно рассчитать по формуле полной вероятности

$$P(R_i) = \sum_{k=1}^M P(R_i | H_{pg}^{(k)}) \cdot P(H_{pg}^{(k)}),$$

где $P(H_{pg}^{(k)})$ – априорная вероятность гипотезы, что распознаваемый объект находится в точке (p, g) и имеет k -й ракурс, $k = 1, 2, \dots, M$.

На практике часто считают, если нет других оснований, что появление любой из M проекций равновероятно и тогда $P(H_{pg}^{(k)}) = 1/M$.

Важным условием успешного решения задач распознавания является учет априорной информации: характера местности, подъездных путей, возникновения новых способов наблюдения, связанных с изменением тактики действий потенциальных нарушителей и особенностей противоправной деятельности преступных групп. Например, тактика подготовленного нарушителя может быть следующей: на значительном расстоянии в течение нескольких дней (недель) вести наблюдение с целью прогнозирования времени появления дозора на контролируемом уча-

стке. С учетом установленного факта априорные вероятности рассматриваемых гипотез должны уточняться. В рассматриваемом случае наибольшая априорная вероятность должна соответствовать фронтальной проекции.

Для определения номера класса, с которым отождествляется наблюдаемый объект, требуется вычислить:

$$P_k(R) = \max_i \{P(R_i)\}, i = 1, 2, \dots, M.$$

После чего рассматриваемый объект соотносится с тем классом, вероятность принадлежности к которому является наибольшей.

В статистической теории распознавания образов для того, чтобы классифицировать объект необходимо получить в определенном «закодированном» виде информацию о нем или его характеристиках. Изображение поступает на обработку в виде матрицы яркостей пикселей. Эту матрицу можно трактовать как случайный вектор $\mathbf{s} = s_{11}, s_{12}, \dots, s_{IJ}$, размерность которого N определяется произведением количества строк I на количество столбцов J матрицы изображения.

Случайный вектор можно полностью охарактеризовать совместной функцией распределения вероятностей, которая определяется следующим образом:

$$F_{\xi}(\mathbf{s}) = P\{\xi_{11} < s_{11}, \xi_{12} < s_{12}, \dots, \xi_{IJ} < s_{IJ}\}.$$

Однако более удобную роль в распознавании образов играют плотности вероятности:

совместная плотность вероятности вектора \mathbf{s} :

$$p(\mathbf{s}) = \lim_{\substack{\Delta s_{11} \rightarrow 0 \\ \dots \\ \Delta s_{IJ} \rightarrow 0}} \frac{P\{s_{11} < \xi_{11} < s_{11} + \Delta s_{11}, \dots, s_{IJ} < \xi_{IJ} < s_{IJ} + \Delta s_{IJ}\}}{\Delta s_{11} \Delta s_{12} \dots \Delta s_{IJ}};$$

условная плотность вероятности вектора \mathbf{s} при гипотезе $H_{pg}^{(k)}$:

$$p(\mathbf{s}|H_{pg}^{(k)}) = \frac{\partial^v p(s_{11}, s_{12}, \dots, s_{IJ}|H_{pg}^{(k)})}{\partial s_{11} \partial s_{12} \dots \partial s_{IJ}}, v = I \times J.$$

Из многомерного статистического анализа известно, что если достоверное событие состоит из M независимых событий ω_i , $i = 1, 2, \dots, M$, то безусловная плотность вероятности вектора \mathbf{s} имеет вид

$$p(\mathbf{s}) = \sum_{k=1}^M p(\mathbf{s}|H_{pg}^{(k)})P(H_{pg}^{(k)}).$$

Учитывая этот факт, представим $p(\mathbf{s})$ при равновероятных гипотезах в виде смеси плотностей распределения следующим образом:

$$p(\mathbf{s}) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M p(\mathbf{s}|H_{pg}^{(k)}),$$

где $p(\mathbf{s}|H_{pg}^{(k)})$ – условная плотность распределения вектора \mathbf{s} при гипотезе, что реальный объект представлен k -й проекцией.

В общем случае плотность вероятностей следует рассматривать как случайную функцию и искать наиболее вероятную ее реализацию. В теории распознавания часто полагают, что векторы \mathbf{s} принадлежат одному и тому же параметрическому семейству, статистически независимы и могут различаться лишь значениями параметров. Распространенной формой их представления является многомерный нормальный закон распределения, который характеризуется плотностью вероятности:

$$p(\mathbf{s}|H_{pg}^{(k)}) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\mathbf{K}_s^{(k)}|^{1/2}} \cdot \exp\left[-0,5(\mathbf{s} - \mathbf{m}^{(k)})^T \cdot \mathbf{K}_s^{(k)-1} \cdot (\mathbf{s} - \mathbf{m}^{(k)})\right],$$

где $\mathbf{m}^{(k)}$ – математическое ожидание случайного вектора \mathbf{s} , когда объект представлен k -й проекцией; $\mathbf{K}_s^{(k)}$, $|\mathbf{K}_s^{(k)}|$ и $\mathbf{K}_s^{(k)-1}$ – соответственно корреляционная матрица вектора \mathbf{s} , ее определитель и обратная корреляционная матрица вектора \mathbf{s} .

Далее будем полагать, что координаты вектора \mathbf{s} некоррелированы, помехи представляются аддитивным белым гауссовым шумом с неизвестными параметрами (математическим ожиданием μ и дисперсией $D = \sigma^2$). Коэффициент освещенности a_{pq} также неизвестен и может отличаться для объектов, находящихся в разных точках сцены.

Задачей параметрического обучения в этих условиях является оценивание параметров (средних, дисперсий, ковариационных матриц) нормальных плотностей вероятностей, применяемых в решающем правиле. При обучении должны использоваться «тренировочные» искаженные шумом изображения известных объектов, которые расположены относительно телекамер под определенным ракурсом в типовых условиях освещенности.

Для статистической оценки неизвестных параметров можно воспользоваться методом максимального правдоподобия. В качестве оценок определим те значения параметров $(\mu^{(k)}, D^{(k)}, a^{(k)})$, при которых результаты наблюдаемых величин $(s_{11}, s_{12}, \dots, s_{IJ})$ «наиболее вероятны».

Реализация метода связана с максимизацией функции $p(\mathbf{s}|H_{pg}^{(k)})$ при фиксированных значениях наблюдаемых величин. Это, в свою очередь, равносильно нахождению корней уравнений:

$$\frac{\partial (\mathbf{s}|H_{pg}^{(k)})}{\partial \mu^{(k)}} = 0, \quad \frac{\partial (\mathbf{s}|H_{pg}^{(k)})}{\partial D^{(k)}} = 0, \quad \frac{\partial (\mathbf{s}|H_{pg}^{(k)})}{\partial a^{(k)}} = 0.$$

Если справедливо допущение о том, что изображения отдельных объектов не пересекаются и их размеры значительно меньше размеров фона, то можно показать, что оценки искомых параметров имеют следующий вид:

$$\begin{aligned} \overline{\mu^{(k)}} &= \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J s_{ij}}{I \cdot J}, \\ \overline{D^{(k)}} &= \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (s_{ij} - \overline{\mu^{(k)}})^2}{I \cdot J}, \\ \overline{a^{(k)}} &= \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J b_{ij}^{(k)} (s_{ij} - \overline{\mu^{(k)}})}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (b_{ij}^{(k)})^2}, \end{aligned}$$

где $b_{ij}^{(k)}$ – элемент матрицы $\mathbf{B}_{pg}^{(k)}$.

Представленный подход и полученные формульные зависимости позволяют:

- ♦ перейти к решению задачи распознавания аналогичных трехмерных объектов, наблюдаемых под другими ракурсами в других точках, отличных от тех, которые были использованы на этапе идентификации параметров статистической модели;
- ♦ рассчитать вероятности ошибок распознавания для заданных условий помеховой обстановки и определить оптимальное соотношение «сигнал–шум», по превышению которого принимается решение о распознавании объектов.

В работе рассмотрены этапы и исследованы методы обработки изображений трехмерных наземных объектов в условиях недостаточно определенной внешней среды. Предложен метод статистической идентификации объектов, использующий параметрическое обучение для компенсации изменения освещенности и воздействия помех.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Cetto J.A., Filipe J., Ferrier J-L.* (Eds.) Informatics in Control Automation and Robotics, Springer, 2011. – 538 p.
2. *Cook G.* Mobile Robots: Navigation, Control and Remote Sensing Wiley-IEEE Press, 2011. – 319 p.
3. *Dutta A.* Robotic Systems - Applications, Control and Programming InTech, 2012. – 628 p.
4. *Gacovski Z.* (ed.) Mobile Robots - Current Trends InTech, 2011. – 414 p.
5. *Чернов В.* Роботы на тропе войны // Армейский сборник. – 2011. – № 10. – С. 34-37.
6. *Гонсалес Р, Вудс Р.* Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2006. – 1072 с.
7. *Duda R., Hart P., Stork D.* Pattern Classification, Wiley-Interscience 2nd edition, 2000. – 654 p.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.Х. Пшихопов.

Бархоткин Вячеслав Александрович – Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Национальный исследовательский университет «МИЭТ». Научно-исследовательский институт вычислительных средств и систем управления; e-mail: bva@miee.ru; 124498, Москва, Зеленоград, проезд 4806, 5; тел.: 84997312279; д.т.н.; профессор; директор.

Петров Владимир Федорович – e-mail: pvf@olvs.miee.ru; тел.: 84997208751; к.т.н.; зам. директора.

Кочетков Михаил Петрович – e-mail: kmp@miee.ru; тел.: 84997208770; кафедра вычислительной техники; к.т.н.; доцент.

Корольков Дмитрий Николаевич – тел.: 84997208751; ведущий инженер–электрик.

Varhotkin Vjacheslav Aleksandrovich – National Research University of Electronic Technology. Research Institute of Computing means and Control Systems; e-mail: bva@miee.ru; bld. 5, pas. 4806, Zelenograd, Moscow, 124498, Russia; phone: +74997312279; dr. of eng. sc.; professor; director.

Petrov Vladimir Fedorovich – e-mail: pvf@olvs; phone: +74997208751; cand. of eng. sc.; deputy director.

Kochetkov Mikhail Petrovich – e-mail: kmp@miee.ru; phone: +74997208770; the department of computer engineering; cand. of eng. sc.; associate professor.

Korolkov Dmitry Nikolaevich – phone: +74997208751; leading electric engineer.