

Крайлук Анатолий Дмитриевич – e-mail: kad1962@mail.ru; тел.: 84997534004, доб. 1028; к.т.н.; заместитель генерального директора по научно-технической политике.

Milyakov Denis Alexandrovich – Radio Engineering Corporation “VEGA”; e-mail: from_fn@mail.ru; 34, Kutuzov avenue, Moscow, 121170, Russia; phone: +74997534004, add. 9243; cand. of eng. sc.; head of laboratory.

Krajl'uk Anatoly Dmitrievich – e-mail: kad1962@mail.ru; phone: +74997534004, add. 1028; cand. of eng. sc.; deputy general director.

УДК 004.93.1

В.А. Бархоткин, В.Ф. Петров, М.П. Кочетков

ПОСТРОЕНИЕ МОДЕЛИ БАЗЫ ЗНАНИЙ ДЛЯ МОБИЛЬНОГО РОБОТА, ФУНКЦИОНИРУЮЩЕГО В НЕДОСТАТОЧНО ОПРЕДЕЛЕННЫХ УСЛОВИЯХ

Для повышения эффективности перспективных мобильных роботов необходимо увеличивать степень их автономности. Требуется решить проблему оперативной идентификации объектов окружающей среды для обеспечения устойчивого функционирования робота при возникновении нештатных ситуаций. Методы распознавания, реализованные в существующих системах технического зрения, эффективны только для отдельных достаточно несложных объектов. Примерами являются многогранники, человеческие лица, печатные или рукописные символы, номера автомобилей. Эти методы могут применяться, если объекты наблюдаются в достаточно детерминированных условиях (определённое освещение, фон и положение объекта относительно телевизионной камеры). Перечисленные условия не соблюдаются, когда робот перемещается в недостаточно определенной среде. В связи с этим разработка новых методов и алгоритмов обработки информации для систем технического зрения мобильных роботов является актуальной научно-технической проблемой. Сложность решаемых задач предполагает построение обучаемых систем распознавания. Обучение составляет одну из важнейших проблем в теории искусственного интеллекта и является неотъемлемой составной частью процесса распознавания в условиях высокой неопределенности внешней среды. Выход за рамки статистических моделей приводит к формированию более общего подхода к распознаванию изображений. Этот подход базируется на теории нечетких множеств и нечеткой логики, что соответствует логике человеческого мышления, которое оперирует с нечеткими значениями признаков и нечеткими правилами логического вывода. Исходную информацию для создания моделей нечеткой классификации можно извлечь из обучающей выборки. В статье представлен метод определения функции принадлежности термов лингвистической переменной по обучающей выборке. Рассмотрена реализация функций нечеткого логического вывода по прецедентам. Разработан подход к построению базы знаний для распознавания объектов на основе нечеткой информации, которая содержится в обучающей выборке ограниченного объема. Этот подход позволяет упростить формализацию работы опытного оператора, который решает задачу распознавания. Полученная формализация может быть преобразована в базу знаний и в дальнейшем использоваться в системе управления робота без участия человека.

Признак; обучающая выборка; нечеткая логика; распознавание образов.

V.A. Barhotkin, V.F. Petrov, M.P. Kochetkov

BUILDING A KNOWLEDGE BASE MODEL FOR MOBILE ROBOTS OPERATING IN AN INSUFFICIENTLY DEFINED CONDITIONS

To increase the effectiveness of promising mobile robots need to increase their degree of autonomy. Required to solve the problem of the rapid identification of the environment to ensure sustainable operation of the mobile robot in an emergency. Recognition methods implemented in

the existing vision systems are effective only for certain quite simple objects. Examples are polyhedra, human faces, printed or hand-written characters, numbers of vehicles. These methods can be applied when the objects observed in a sufficiently determined conditions (certain lighting, background and position of the object relative to the television camera) The above conditions are not met, when the robot moves on unprepared terrain. In this regard, the development of new methods and information processing algorithms for computer vision systems of mobile robots is an important scientific and technical challenge. Complexity of the tasks involves the construction of learners recognition systems. Learning is one of the most important problems in the theory of computational intelligence and is an integral part of a recognition process in conditions of high uncertainty of the external environment. Going beyond statistical models leads to the formation of a more general approach to the recognition of images. This approach is based on the theory of fuzzy sets and fuzzy logic, which corresponds to the logic of the human mind, which operates with fuzzy characteristic values and fuzzy inference rules. Initial information to create models of fuzzy classification can be extracted from the training set. The paper presents a method for determining the membership functions of linguistic variable terms on the training set. The implementation of the functions of a fuzzy inference by precedents is considered. The approach to building a knowledge base for object recognition based on This approach simplifies the formalization of the work of an experienced operator, which solves the problem of recognition. Resulting formalization can be converted into the knowledge base and used in the future in the control system of the robot without human intervention.

Feature; training set; fuzzy logic; pattern recognition.

В большинстве развитых зарубежных стран ведутся широкомасштабные исследования в области создания робототехнических комплексов наземного, воздушного и морского базирования [1–4]. Особенно активно развиваются средства экстремальной робототехники, предназначенные для опасных или принципиально неосуществимых человеком видов деятельности [5, 6]. Разработанные в РФ и за рубежом мобильные роботы (МР) в основном предназначены для функционирования в достаточно детерминированных условиях внешней среды [7, 8].

Применение МР в экстремальных условиях отличается большой степенью неопределенности окружающей среды. [9, 10] и предполагает включение оператора в контур дистанционного управления, что обусловлено:

- ◆ сложностью решаемых задач и расширением функций, выполняемых бортовым технологическим оборудованием МР, например, при обезвреживании взрывоопасных предметов;
- ◆ высокой вероятностью возникновения внештатных ситуаций при управлении движением МР в плохо определенных средах;
- ◆ недостаточными достижениями теории и практики теории искусственного интеллекта;
- ◆ ограниченными финансовыми возможностями.
- ◆ Для повышения эффективности перспективных МР необходимо увеличивать их автономность [11–14]. Повышение степени автономности позволит:
- ◆ снизить нагрузку на операторов пункта управления, осуществляющих дистанционное управление МР по каналам телекодированной связи;
- ◆ повысить оперативность и качество управления механизмами МР за счет формализации ряда функций, выполняемых человеком, и передачи их для реализации бортовой вычислительной системе МР.

В настоящее время в нашей стране и за рубежом начинают разрабатываться и внедряться МР, наделенные элементами искусственного интеллекта (ИИ) и способные перестраивать свое поведение в зависимости от изменения внешней среды. По принципу работы они все больше приближаются к человеку, что позволяет автоматизировать многие процессы, ранее выполняемые операторами при дистанционном управлении МР [15–18].

Обработка изображения сцены при движении робота по заранее неподготовленной траектории является весьма сложной задачей, эффективность решения которой определяется рядом факторов, в том числе совершенством системы технического зрения (СТЗ) [19–22]. СТЗ современного МР должна обеспечить систему управления (СУ) информацией о текущей ситуации во внешней среде. Реализация СТЗ определяется назначением роботов [23–27]. Однако в любом случае возникает необходимость решения задач распознавания и анализа визуальной информации об окружающей среде [28–30], на основе которой затем должно осуществляться автоматическое управление исполнительными механизмами МР.

Методы распознавания широко применяются в различных областях человеческой деятельности, в том числе промышленности, медицине, космосе, сельском хозяйстве. Вопросам распознавания изображений посвящено большое количество работ [31–39], представляющих разнообразные достижения в этой области. Большинство математических методов распознавания образов разделяется на две группы, одну из которых можно трактовать с позиций теории решений (дискриминантный подход), а другую – в рамках синтаксического (или структурного) подхода. Значительно меньше публикаций уделено проблеме распознавания изображений для СТЗ МР, действующих вне заводских помещений в реальной динамической среде с высокой степенью неопределенности. В недостаточной мере разработаны алгоритмы идентификации окружающей среды, основанные на использовании теории распознавания образов трехмерных объектов.

Обработка и анализ изображений в СТЗ МР характеризуется следующими особенностями:

- ◆ изображение окружающей среды, регистрируемое СТЗ МР, имеет большую информационную емкость по сравнению с изображением, обрабатываемым СТЗ промышленного робота;
- ◆ априорная информация о характеристиках наблюдаемых объектов и фона чаще всего отсутствует;
- ◆ распознавание трехмерных объектов по их двумерным проекциям не является однозначным;
- ◆ решение задачи распознавания объектов существенно затрудняется, когда объект находится на неизвестном фоне, одни объекты заслоняют другие или наблюдение производится при неблагоприятных метеорологических условиях;
- ◆ обработка и анализ изображений должны выполняться в реальном масштабе времени.

До недавнего времени при решении задачи распознавания зрительных образов доминировали в основном два подхода: вероятностный и детерминистский [31–32]. Эти подходы не имеют принципиальных различий. Детерминистские методы более кратко описывают существенные стороны процесса распознавания, меньше зависят от избыточной и малоценной информации, больше соответствуют логике мышления человека. В свою очередь, вероятностные методы являются более общими, однако требуют значительно большего объема предварительной информации. Обработка априорной информации об объектах предполагает:

- ◆ построение функций условного распределения плотности вероятностей для значений признаков распознаваемых классов;
- ◆ определение априорных вероятностей появления объектов каждого класса.

Другим существенным недостатком статистических методов является игнорирование геометрических особенностей изображений как многомерных сигналов. Трудности решения ряда практических задач распознавания связаны с необходимостью оперативной выработки решений в условиях неопределенности или неполной информации.

Выход за рамки статистических моделей приводит к формированию более общего подхода к распознаванию изображений. Этот подход базируется на теории нечетких множеств и нечеткой логики, что соответствует логике человеческого мышления, оперирующего нечеткими значениями истинности признаков распознавания и нечеткими правилами логического вывода [41].

Человек в большинстве случаев определяет изображение нечеткими категориями, например, «ровный», «неоднородный», «цветной» и т.д. Аналогичная ситуация имеет место, когда он пытается определить степень схожести или различия анализируемого фрагмента изображения по отношению к известным эталонам. Именно стремлением добиться максимального «согласования» систем искусственного интеллекта с психофизиологическими особенностями человека объясняется необходимость приложения нечеткой логики для распознавания изображений в СТЗ современных МР. Системы, основанные на нечеткой логике, разработаны и успешно внедрены в таких областях, как: управление технологическими процессами, управление транспортом, медицинская диагностика, финансовый менеджмент, биржевое прогнозирование [41].

Построение нечетких систем распознавания производится специалистами предметной области и основано на подражании действиям эксперта, который на основе опыта, интуиции и знаний о контролируемых объектах формирует качественное описание процесса распознавания. Это описание может быть преобразовано в базу знаний и в дальнейшем использоваться в системе управления МР без участия человека.

При нечеткой классификации исходную информацию для создания моделей распознаваемых классов объектов можно извлечь из обучающей выборки (ОВ), которая поддерживает приближенное, но при этом более точное определение принадлежности признаков объектов к классам, чем это может сделать человек на вербальном уровне из общих соображений. В этом случае база знаний будет включать логические правила, отражающие нечеткие причинно-следственные отношения между значениями признаков распознаваемого объекта и отождествляемыми классами в ОВ.

Проектирование базы знаний в терминах нечеткой логики предполагает построение для каждого признака своей лингвистической переменной (ЛП) [42]: $\langle \beta, T(\beta), G, T, M \rangle$, где β – название ЛП, совпадающее с наименованием признака; $T(\beta)$ – множество ее значений (термов); X – область определения термов; G – синтаксическая процедура, которая описывает процесс генерирования новых значений для данной ЛП; M – семантическая процедура, ставящая каждому новому значению ЛП осмысленное содержание посредством формирования соответствующего нечеткого множества. Применение лингвистической переменной при моделировании классов объектов позволяет адекватно представлять субъективные мнения экспертов, которые характеризуются недостаточной определенностью в сложной обстановке.

Пусть, например, эксперт определяет признак «Площадь связанной области» как количество пикселей, принадлежащих множеству, в котором любой пиксель имеет хотя бы одного соседа из этой же области, причем рассматриваемый признак определен на множестве значений от 2 до 50 пикселей. Это описание может быть представлено в виде лингвистической переменной «Площадь связанной области» с базовым терм-множеством: «малая», «средняя», «большая». Перечисленные термы являются нечеткими переменными, каждая из которых изменяется в своем диапазоне. Диапазоны могут частично пересекаться, что соответствует их размытым понятиям. Например, термы «средняя» и «большая» могут принимать значения соответственно в диапазонах 12–36 и 24–50 пикселей.

Число термов признака в базовом терм-множестве модели распознаваемых классов определяется из компромиссных соображений. Большое их количество затрудняет работу экспертов при выборе конкретного значения лингвистической переменной. С другой стороны, это число не должно быть и слишком малым, чтобы не ухудшать качество оценок эксперта. На практике лингвистическая переменная при распознавании может иметь базовое терм-множество, состоящее из 2, 3 или 5 нечетких переменных. При этом бинарный классификатор целесообразно применять для логических признаков. Трехуровневый классификатор, фиксирующий состояния «низкое», «среднее», «высокое», следует использовать, когда можно выделить среднее состояние, относительно которого группируются результаты измерений и наблюдений. Достоинством пятиуровневого классификатора с терм-множеством «очень низкое» «низкое», «среднее», «высокое», «очень высокое» является возможность акцентировать внимание на предельных значениях признака распознавания. В общем случае выбор количества термов для систем автоматического распознавания определяется компромиссом между адекватностью признаковой модели классов и удобством ее программной реализации на бортовых вычислителях МРК.

После выбора числа и наименования термов строится нечеткая лингвистическая шкала, т.е. задаётся семантическое правило, сопоставляющее названию лингвистической переменной её смысл. Для этого определяются функции принадлежности (ФП) термов модели классов, устанавливающие связь количественного значения признака с его качественным лингвистическим описанием.

Пусть совокупности обучающих примеров имеют вид: «вектор признаков – номер класса объектов», т.е. $L = \{x_k, C_k\}$. Известно также множество термов каждого признака и универсальное множество, соответствующее области их определения. Необходимо получить нечеткие множества для термов всех признаков. Например, если j -й признак ($1 \leq j \leq n$) имеет e термов $T_j = \{T_{j1}, T_{j2}, \dots, T_{je}\}$, определенных на универсальном множестве $U = \{u_1, u_2, \dots, u_e\}$, то требуется найти e нечетких множеств:

$$\tilde{T}_{jk} = \left(\frac{\mu_{T_{jk}}(u_1)}{u_1}, \frac{\mu_{T_{jk}}(u_2)}{u_2}, \dots, \frac{\mu_{T_{jk}}(u_e)}{u_e} \right), k = 1, \dots, e,$$

где $\mu_{T_{jk}}(u_t)$ – ФП, значением которой является степень уверенности с которой $u_t \in \tilde{T}_{jk}$ ($1 \leq t \leq e$).

При наличии ОВ функцию принадлежности можно интерпретировать на основе понятий математической статистики. Для решения поставленной задачи совокупность векторов ОВ разделяется по количеству классов распознаваемых объектов на M множеств: $U = \{L_1, L_2, \dots, L_M\}$, причем в L_1 группируются векторы ОВ для первого класса объектов, в L_2 – для второго класса и т.д. В каждом полученном множестве определяются проекции его векторов на n координатных осей, т.е. образуются n подмножеств по числу признаков распознавания, например, $L_k = \{L_{k1}, L_{k2}, \dots, L_{kn}\}$, где $k = 1, \dots, M$; L_{k1} – подмножество численных значений первого признака для k -го класса, L_{k2} – второго признака для k -го класса и т.д. Степень принадлежности конкретного значения признака к термам его ЛП предлагается оценивать для разных классов, исходя из частоты его появления в соответствующей ОВ.

Рассмотрим построение ФП для термов ЛП l -го признака k -го класса на основании обучающего подмножества численных значений L_{kl} ($1 \leq l \leq n$). Учитывая общность выполняемых операций для всех признаков независимо от класса объектов, и с целью упрощения обозначений нижние индексы номера класса и признака будем опускать.

Сначала определим диапазон Δx изменения значений признака. Если априорно известны минимальное и максимальное значения признака, то по ним можно найти область, в которой находятся допустимые значения. Если граничные значения неизвестны, то следует воспользоваться обучающим подмножеством, определив в нем минимальный и максимальный элементы.

После чего разделим Δx на непересекающиеся интервалы. Длина интервалов может быть как одинаковой, так и различной. Если на шкале измерений численные значения признака распределены неравномерно, то рекомендуется уменьшить длину интервалов в области высокой плотности полученных значений и наоборот увеличить ее в области малой плотности.

Допустим, что диапазон Δx разделен на N интервалов. Создадим таблицу с количеством столбцов N и количеством строк V , равным числу термов. В этом случае номер строки соответствует номеру термина, а номер столбца – номеру интервала. Перед началом работы содержимое всех ячеек таблицы обнуляется. Для построения ФП используем метод экспертной оценки обучающего подмножества примеров. Эксперт, получив значение признака из очередного обучающего примера, решает к какому из V термов следует его отнести. После принятия решения добавляется единица в определенную ячейку таблицы.

Результатом обработки подмножества обучающих примеров по каждому признаку является размещение в строках таблицы, упорядоченных статистических последовательностей. Каждая последовательность соответствует определенному лингвистическому терму и показывает распределение количества значений признака по N интервалам. Полученные данные могут быть представлены в виде гистограмм и использоваться для исключения аномальных результатов, которые не соответствуют свойствам типовых ФП [43].

Множество признаков в обучающем подмножестве, как правило, неравномерно размещено по N интервалам. В этом случае, просматривая все интервалы, найдем максимальное количество значений признака, содержащееся в одном интервале. Пусть оно равняется d_{max} . Определим частоту появления i -го термина в k -ом интервале по формуле:

$$w_{ik} = d_{ik} / \sum_{j=1}^V d_{jk},$$

где d_{ik} и d_{jk} количество появлений в k -м интервале соответственно i -го и j -го термов. Исходя из полученной статистики, можно оценить количество значений признака N_{ik} , которое экспертом было бы отнесено к i -му терму в k -м интервале, если бы в каждый интервал попало d_{max} значений признака: $N_{ik} = w_{ik} d_{max}$.

По аналогичной формуле оценивается количество значений признака и для других интервалов, после чего обычным образом строится гистограмма для представления ФП термина этого признака в модели распознаваемого класса объектов.

Для решения задач распознавания используем нечеткие системы типа «много входов – один выход», получивших распространение при моделировании систем управления, для которых из-за большой сложности и неполноты данных невозможно или нецелесообразно строить модели в рамках классической теории.

Модель базы знаний будем разрабатывать в виде конечного множества правил, согласованных относительно используемых в них лингвистических переменных по примерам ОБ. Наиболее часто база правил представляется в форме структурированного текста. По каждому примеру ОБ может быть сформировано нечеткое правило R_i ($i = 1, \dots, n$) следующего вида:

$$R_i: \text{ЕСЛИ } v_1 = V_{1i} \text{ И } \dots \text{ И } v_k = V_{ki} \text{ И } \dots \text{ И } v_n = V_{ni} \text{ ТО } w_i = W_i,$$

где v_k ($k = 1, \dots, n$) наименование признаков объекта, $v_k \in V_k$, V_k – область определения признака; V_{ki} – лингвистические термы, представляющие нечеткие множества, определенные на V_k с ФП $\mu_{V_{ki}}(v_k)$; W_i – лингвистический терм, являющийся одноэлементным нечетким множеством с ФП вида синглетон (*singleton*):

$$\mu_{w_i}(w_i) = \delta(w_i, \bar{w}_i) = \begin{cases} 1, & w_i = \bar{w}_i; \\ 0, & w_i \neq \bar{w}_i, \end{cases}$$

где \bar{w}_i – номер класса, с которым отождествляется рассматриваемый пример ОБ.

Приведенное правило нечеткого логического вывода моделируют мышление человека. Оно позволяет выработать заключение о номере класса объекта по нестрогим предпосылкам относительно его признаков в учебном наборе. Пусть некоторый объект, относящийся к классу k , характеризуется в i -м обучающем наборе совокупностью значений признаков, в том числе: площадью связанной области изображения объекта (v_1), максимальным горизонтальным размером (v_2), скоростью движения (v_n), которые соответствуют термам: малая, большая, средняя. Соответствующее нечеткое правило, для определения номера w этого объекта будет иметь вид:

R_i : ЕСЛИ $v_1 = \text{малая}$ И $v_2 = \text{большая}$ И ... И $v_n = \text{средняя}$ V_{ni} ТО $w = k$.

При построении правил логического вывода по прецедентам следует учитывать ряд особенностей. Области определения различных термов, как правило, пересекаются, поэтому одному значению признака может соответствовать несколько термов лингвистической переменной. Например, при использовании треугольной ФП [44] значению признака ставится в соответствие два соседних термина. Указанное обстоятельство вызывает неоднозначность в записях логических правил, для устранения которой можно поступить следующим образом.

Пусть значение k -го признака в i -м наборе равняется x_{ki} , и ему отвечают термы T_{kj} и $T_{k,j+1}$. Найдем значения ФП x_{ki} к каждому из них, после чего соотнесем x_{ki} с тем термом, для которого значение этой функции больше.

Кроме этого, при большом объеме ОБ и близких значениях признаков, относящихся к разным классам, возможен синтез противоречивых правил, отличающихся заключениями при одинаковых условных частях. Для устранения этого недостатка предлагается:

– определить степени истинности противоречивых правил по формуле:

$$(R_i) = \prod_{r=1}^{m+1} \mu(v_r),$$

где m – количество условий в нечетком правиле R_i ; $\mu(v_{m+1})$ – значение ФП заключения, полученного по правилу R_i ;

– использовать для идентификации объектов правило, обладающее наибольшей степенью истинности.

При создании нечеткой системы распознавания по ОБ следует также учитывать, что объем имеющейся информации часто недостаточен для построения полной базы нечетких правил. Пусть количество признаков объекта в любом наборе ОБ равняется n , каждый признак характеризуется одинаковым числом u термов лингвистической переменной, тогда количество z правил в полной базе должно определяться зависимостью: $z = u^n$. Расчет по этой формуле количества правил даже при небольших значениях u и n составляет значительную величину, например, $z = 625$ для $u = 5$, $n = 4$, что вызывает большие сложности при проектировании реальных систем. В связи с этим необходимо тщательно подходить к формированию ОБ и стараться использовать небольшое количество высокоинформативных признаков.

Представленный подход к построению модели базы знаний для мобильного робота, функционирующего в недостаточно определенных условиях, позволяет:

- ◆ создать базу знаний для распознавания реальных объектов на основе ОБ в виде нечетких причинно-следственных отношений между значениями признаков объекта и распознаваемыми классами;
- ◆ перейти к реализации механизма нечеткого вывода с использованием построенной базы знаний для получения заключения о принадлежности объекта, характеризующегося наблюдаемыми признаками, определенному классу.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Pelaez A.L.* (editor) *The Robotics Divide. A New Frontier in the 21st Century?* – Springer, 2014. – 221 p.
2. *Informatics in Control, Automation, and Robotics. 9-th International Conference, ICINCO 2012 Rome, Italy, July 28-31, 2012 Revised Selected Papers.* Springer, 2014. – 316 p.
3. *Durrant-Whyte H., Roy N., Abbeel P.* *Robotics: Science and Systems VII.* Massachusetts Institute of Technology, 2012. – 361 p.
4. *Cook G.* *Mobile Robots: Navigation, Control and Remote Sensing.* Wiley-IEEE Press, 2011. – 319 p.
5. *Цариченко С.Г.* Направления развития экстремальной робототехники МЧС России с учетом опыта практического применения // *Робототехника и техническая кибернетика.* – 2013. – № 1. – С. 4-6.
6. *Шеремет И.Б., Рудянов Н.А., Рябов А.В., Хрущев В.С. Комченков В.И.* Обоснование семейства боевых и обеспечивающих роботов для боя в городе // *Известия ЮФУ. Технические науки.* – 2012. – № 3 (128). – С. 37-41.
7. *Чикин В.В.* Состояние и перспективы развития наземных средств военной робототехники Сухопутных войск // *Оборонно-промышленный комплекс России.* – 2009. – № 9. – С. 161-164.
8. *Sturges R.H.* *Practical Field Robotics: A Systems Approach.* Wiley, 2015. – 200 p.
9. *Gupta G.S., Bailey D., Demidenko S., Carnegie D.* (eds.) *Recent Advances in Robotics and Automation.* Springer, 2013. – 344 p.
10. *Dutta A.* *Robotic Systems – Applications, Control and Programming.* InTech, 2012. – 628 p.
11. *Ceccarelli M., Glazunov V.A.* (Eds.) *Advances on Theory and Practice of Robots and Manipulators.* – Springer, 2014. – 573 p.
12. *Santos R.A., Lengerke O., Edwards-Block A.* *Mobile Ad Hoc Robots and Wireless Robotic Systems. Design and Implementation.* – IGI Global, 2013. – 324 p.
13. *Mistry M.* et al. (eds.) *Advances in Autonomous Robotics Systems. 15th Annual Conference, TAROS 2014 Birmingham, UK, September 1-3, 2014 Proceedings.* – Springer 2014. – 284 p.
14. *Becerra H.M., Sagüés C.* *Visual Control of Wheeled Mobile Robots: Unifying Vision and Control in Generic Approaches.* – Springer, 2014. – 118 p.
15. *Heaton J.* *Artificial Intelligence for Humans, Volume 1: Fundamental Algorithms.* – N.-Y.: Create Space Independent Publishing Platform, 2013. – 222 p.
16. *Burstein F., Brézillon P., Zaslavsky A.* (eds.) *Supporting Real Time Decision-Making.* – Springer, 2011. – 402 p.
17. *Vizureanu P.* (ed.) *Advances in Expert Systems – InTeOp, 2012.* – 128 p.
18. *Les Z., Les M.* *Shape Understanding System: Machine Understanding and Human Understanding.* – Springer, 2015. – 256 p.
19. *Demaagd K.* et al. *Practical Computer Vision with Simple CV: The Simple Way to Make Technology See.* – O’Reilly Media, 2012 (August 9, 2012). – 254 p.
20. *Pietikäinen M., Hadid A., Zhao G., Ahonen T.* *Computer Vision Using Local Binary Patterns* – Springer, 2011. – 224 p.
21. *Ikeuchi K.* (eds.) *Computer Vision: A Reference Guide.* – Springer, 2014 – 898 p.
22. *Dawson-Howe K.* *A Practical Introduction to Computer Vision with OpenCV.* – John Wiley & Sons Ltd., 2014. – 235 p.
23. *Klette R.* *Concise Computer Vision: An Introduction into Theory and Algorithms.* – Springer, 2014. – 441 p.
24. *Prince S.J.D.* *Computer Vision: Models, Learning, and Inference.* – Cambridge University Press, 2012. – 598 p.

25. Forsyth D.A., Ponce J. Computer Vision: A Modern Approach. – Prentice Hall, 2012. – 793 p.
26. Szeliski R. Computer Vision Algorithms and Applications. Springer. – 2011 – 812 p.
27. Favorskaya M.N., Jain L.C. (eds.) Computer Vision in Control Systems. – Springer, 2015. – 692 p.
28. Huang Y., Tan T. Feature Coding for Image Representation and Recognition. – Springer, 2014. – 90 p.
29. Kuncheva L.I. Combining Pattern Classifiers: Methods and Algorithms 2nd Edition. – Wiley, 2014. – 382 p.
30. Chen Y.-W., Jain L.C. (eds.) Subspace Methods for Pattern Recognition in Intelligent Environment. – Springer, 2014. – 210 p.
31. Salazar A. On Statistical Pattern Recognition in Independent Component Analysis Mixture Modelling. – Springer, 2013. – 200 p.
32. Webb A.R., Copsey K.D. Statistical Pattern Recognition. – John Wiley, 2011. – 668 p.
33. Fink G.A. Markov Models for Pattern Recognition: From Theory to Applications. – Springer, 2014. – 275 p.
34. Perner P. (Ed.) Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition. – Springer, 2012. – 682 p.
35. Cyganek B. Object Detection and Recognition in Digital Images: Theory and Practice. – John Wiley & Sons, Ltd., 2013. – 548 p.
36. Grauman K., Leibe B. Visual Object Recognition. – Morgan & Claypool, 2011. – 183 p.
37. Tian J., Chen L. Intelligent Image and Video Interpretation: Algorithms and Applications. – IGI Global, 2013. – 278 p.
38. Grauman K., Leibe B. Visual Object Recognition – Morgan & Claypool, 2011. – 183 p.
39. Di Giamberardino P., Iacoviello D., Jorge R.N., Tavares J.M. (eds.) Computational Modeling of Objects Presented in Images. Fundamentals, Methods and Applications. – Springer, 2014. – 315 p.
40. Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю., Бондаренко А.В. и др. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения. – М.: Физматкнига, 2010. – 672 с.
41. Jantzen J. Foundations of Fuzzy Control. A Practical Approach – John Wiley, 2013 – 333 p.
42. Syropoulos A. Theory of Fuzzy Computation – Springer, 2014. – 170 p.
43. Mendel J. et al. Introduction To Type-2 Fuzzy Logic Control: Theory and Applications – Wiley, 2014. – 376 p.
44. Bede B. Mathematics of Fuzzy Sets and Fuzzy Logic. – Springer, 2013. – 400 p.

REFERENCES

1. Pelaez A.L. (editor) The Robotics Divide. A New Frontier in the 21st Century? Springer, 2014, 221 p.
2. Informatics in Control, Automation, and Robotics. 9-th International Conference, ICINCO 2012 Rome, Italy, July 28-31, 2012 Revised Selected Papers. Springer. 2014, 316 p.
3. Durrant-Whyte H., Roy N., Abbeel P. Robotics: Science and Systems VII. Massachusetts Institute of Technology, 2012, 361 p.
4. Cook G. Mobile Robots: Navigation, Control and Remote Sensing. Wiley-IEEE Press, 2011, 319 p.
5. Tsarichenko S.G. Napravleniya razvitiya ekstremal'noy robototekhniki MChS Rossii s uchetom opyta prakticheskogo primeneniya [Directions of development of extreme robotics EMERCOM of Russia based on the experience of practical application], Robototekhnika i tekhnicheskaya kibernetika [Robotics and technical Cybernetics], 2013, No. 1, pp. 4-6.
6. Sheremet I.B., Rudianov N.A., Ryabov A.V., Khrushchev V.S. Komchenkov V.I. Obosnovanie semeystva boevykh i obespechivayushchikh robotov dlya boya v gorode [The rationale of the family fighting and supporting robots to fight in the city], Izvestiya YuFU. Tekh-nicheskie nauki [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2012, No. 3 (128), pp. 37-41.
7. Zhikin V.V. Sostoyanie i perspektivy razvitiya nazemnykh sredstv voennoy robototekhniki Sukhoputnykh voysk [The state and prospects of development of terrestrial military robotics Land forces], Oboronopromyshlennyy kompleks Rossii [The military-industrial complex of Russia], 2009, No. 9, pp. 161-164.
8. Sturges R.H. Practical Field Robotics: A Systems Approach. Wiley, 2015, 200 p.

9. *Gupta G.S., Bailey D., Demidenko S., Carnegie D.* (eds.) Recent Advances in Robotics and Automation. Springer, 2013, 344 p.
10. *Dutta A.* Robotic Systems – Applications, Control and Programming. InTech, 2012, 628 p.
11. *Ceccarelli M., Glazunov V.A.* (Eds.) Advances on Theory and Practice of Robots and Manipulators. – Springer, 2014, 573 p.
12. *Santos R.A., Lengerke O., Edwards-Block A.* Mobile Ad Hoc Robots and Wireless Robotic Systems. Design and Implementation. IGI Global, 2013, 324 p.
13. *Mistry M.* et al. (eds.) Advances in Autonomous Robotics Systems. 15th Annual Conference, TAROS 2014 Birmingham, UK, September 1-3, 2014 Proceedings. – Springer 2014, 284 p.
14. *Becerra H.M., Sagüés C.* Visual Control of Wheeled Mobile Robots: Unifying Vision and Control in Generic Approaches. Springer, 2014, 118 p.
15. *Heaton J.* Artificial Intelligence for Humans, Vol. 1: Fundamental Algorithms. N.-Y.: Create Space Independent Publishing Platform, 2013, 222 p.
16. *Burstein F., Brézillon P., Zaslavsky A.* (eds.) Supporting Real Time Decision-Making. Springer, 2011, 402 p.
17. *Vizureanu P.* (ed.) Advances in Expert Systems – InTeOp, 2012, 128 p.
18. *Les Z., Les M.* Shape Understanding System: Machine Understanding and Human Understanding. Springer, 2015, 256 p.
19. *Demaagd K. et al.* Practical Computer Vision with Simple CV: The Simple Way to Make Technology See. O'Reilly Media, 2012 (August 9, 2012), 254 p.
20. *Pietikäinen M., Hadid A., Zhao G., Ahonen T.* Computer Vision Using Local Binary Patterns. Springer, 2011, 224 p.
21. *Ikeuchi K.* (eds.) Computer Vision: A Reference Guide. Springer, 2014, 898 p.
22. *Dawson-Howe K.A.* Practical Introduction to Computer Vision with OpenCV. John Wiley & Sons Ltd., 2014, 235 p.
23. *Klette R.* Concise Computer Vision: An Introduction into Theory and Algorithms. Springer, 2014, 441 p.
24. *Prince S.J.D.* Computer Vision: Models, Learning, and Inference. Cambridge University Press, 2012, 598 p.
25. *Forsyth D.A., Ponce J.* Computer Vision: A Modern Approach. Prentice Hall, 2012, 793 p.
26. *Szeliski R.* Computer Vision Algorithms and Applications. Springer, 2011, 812 p.
27. *Favorskaya M.N., Jain L.C.* (eds.) Computer Vision in Control Systems. Springer, 2015, 692 p.
28. *Huang Y., Tan T.* Feature Coding for Image Representation and Recognition. Springer, 2014, 90 p.
29. *Kuncheva L.I.* Combining Pattern Classifiers: Methods and Algorithms 2nd Edition. Wiley, 2014, 382 p.
30. *Chen Y.-W., Jain L.C.* (eds.) Subspace Methods for Pattern Recognition in Intelligent Environment. Springer, 2014, 210 p.
31. *Salazar A.* On Statistical Pattern Recognition in Independent Component Analysis Mixture Modelling. Springer, 2013, 200 p.
32. *Webb A.R., Copsey K.D.* Statistical Pattern Recognition. John Wiley, 2011, 668 p.
33. *Fink G.A.* Markov Models for Pattern Recognition: From Theory to Applications. Springer, 2014, 275 p.
34. *Perner P.* (Ed.) Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition. Springer, 2012, 682 p.
35. *Cyganek B.* Object Detection and Recognition in Digital Images: Theory and Practice. John Wiley & Sons, Ltd., 2013, 548 p.
36. *Grauman K., Leibe B.* Visual Object Recognition. Morgan & Claypool, 2011, 183 p.
37. *Tian J., Chen L.* Intelligent Image and Video Interpretation: Algorithms and Applications. IGI Global, 2013, 278 p.
38. *Grauman K., Leibe B.* Visual Object Recognition. Morgan & Claypool, 2011, 183 p.
39. *Di Giamberardino P., Iacoviello D., Jorge R.N., Tavares J.M.* (eds.) Computational Modeling of Objects Presented in Images. Fundamentals, Methods and Applications. Springer, 2014, 315 p.
40. *Vizil'ter Yu.V., Zheltov S.Yu., Bondarenko A.V. i dr.* Obrabotka i analiz izobrazheniy v zadachakh mashinnogo zreniya [Processing and image analysis in machine vision]. Moscow: Fizmatkniga, 2010, 672 p.
41. *Jantzen J.* Foundations of Fuzzy Control. A Practical Approach – John Wiley, 2013, 333 p.

42. Syropoulos A. Theory of Fuzzy Computation. Springer, 2014, 170 p.
43. Mendel J. et al. Introduction To Type-2 Fuzzy Logic Control: Theory and Applications – Wiley, 2014, 376 p.
44. Bede B. Mathematics of Fuzzy Sets and Fuzzy Logic. Springer, 2013, 400 p.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н. Е.И. Минаков.

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: pv7315@yandex.ru; тел.: +79161445379; к.т.н.; заместитель директора.

Кочетков Михаил Петрович – e-mail: kmp@miee.ru; тел.: 84997208770; кафедра «Вычислительная техника»; к.т.н.; доцент.

Barhotkin Vyacheslav 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: 84997312279; dr. of eng. sc.; professor; director.

Petrov Vladimir Fedorovich – e-mail: pv7315@yandex.ru; phone: +79161445379; cand. of eng. sc.; deputy director.

Kochetkov Mikhail Petrovich – e-mail: kmp@miee.ru; phone: 84997208770; chair “Computer Engineering”; e-mail: kmp@miee.ru; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 681.513.66

В.Х. Пшихопов, М.Ю. Медведев, В.А. Крухмалев

ПОЗИЦИОННО-ТРАЕКТОРНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ПОДВИЖНЫМИ ОБЪЕКТАМИ В ТРЕХМЕРНОЙ СРЕДЕ С ТОЧЕЧНЫМИ ПРЕПЯТСТВИЯМИ*

Исследуется позиционно-траекторная система управления с неустойчивыми режимами при решении задачи обхода препятствий в неопределенной трехмерной среде. Во введении представлен обзор систем управления на базе позиционно-траекторного закона управления, в том числе с обходом препятствий. Математическая модель подвижного объекта представлена уравнениями кинематики и динамики абсолютно твердого тела. Рассматривается трехмерное движение объекта вдоль траекторий, состоящих из прямых линий. Синтезируется базовый позиционно-траекторный регулятор, обеспечивающий движение вдоль прямолинейной траектории с постоянной скоростью. Обход препятствия осуществляется посредством введения неустойчивого режима в некоторой окрестности препятствия. Представлена структура системы позиционно-траекторного управления с неустойчивыми режимами. Неустойчивость вводится через зависимость параметров эталонного уравнения от расстояния до препятствия. При этом косвенно учитываются ограничения на углы рысканья и тангажа подвижного объекта. Приводятся результаты численного моделирования системы управления подвижного объекта в среде с неподвижными препятствиями с использованием неустойчивых режимов. Проводится исследование способов организации неустойчивого движения при приближении к препятствию. Рассмотрены варианты действительных одинаковых и кратных корней, а также комплексных корней. Проведено исследование влияния погрешностей на систему управ-

* Работа поддержана грантом Российского научного фонда (грант 14-19-01533), выполняемым ЮФУ.