ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

УДК 004.5:004.9:007.52 DOI: 10.17587/mau.16.545-555

В. М. Лохин, д-р техн. наук, проф., cpd@mirea.ru, **С. В. Манько,** д-р техн. наук, проф., **Р. И. Александрова,** науч. сотр., **С. А. К. Диане,** аспирант, **А. С. Панин,** студент, МГТУ МИРЭА, Москва

Механизмы интеллектуальных обратных связей, обработки знаний и самообучения в системах управления автономными роботами и мультиагентными робототехническими группировками

Обоснован перечень задач самообучения интеллектуальных систем управления автономными роботами и мультиагентными робототехническими группировками. Обсуждаются основные проблемы создания интеллектуальных самообучающихся систем управления. Показано, что один из наиболее перспективных подходов к реализации процессов самообучения в интеллектуальных системах управления автономными роботами и многоагентными робототехническими группировками связан с использованием метода автоматического построения деревьев классификации. Приводятся результаты комплексного моделирования.

***Ключевые слова**: автономный робот, мультиагентная робототехническая группировка, интеллектуальная система управления, интеллектуальная обратная связь, самообучение, деревья классификации*

Введение

Современные достижения в области интеллектуального управления, информационных, телекоммуникационных и сетевых технологий обусловливают реальные возможности создания автономных роботов и многоагентных робототехнических систем, способных к выполнению требуемых операций в условиях неопределенности рабочей обстановки и внешних возмущений различного характера. Первые образцы автономных роботов начинают находить свое практическое применение в различных прикладных сферах. Тем не менее, проблемы повышения степени адаптивности, надежности и качества функционирования полуавтоматических и автономных роботов были и остаются предметом фундаментальных и прикладных исследований в области принципов построения интеллектуальных систем обработки информации и управления. Сложность построения таких систем, потенциально обеспечивающих повышенный уровень тактико-технических характеристик и функциональной эффективности, определяется не только проблемами формирования закладываемых в них знаний, но и вопросами организации интеллектуальных обратных связей на базе многокритериальной интерпретации разнородной сенсорной информации.

Развитие технологий самообучения, основанных на современных методах обработки машинных форм представления знаний, открывает широкие перспективы как для автоматизации синтеза и настройки интеллектуальных систем управления, так и для совершенствования их функциональных и адаптационных возможностей на основе анализа и обобщения результатов своей работы в процессе штатной эксплуатации. Подобные технологии представляют интерес для принципиально различных приложений — от интеллектуальных систем управления приводами до автономных робототехнических систем, способных адаптировать свои моторно-двигательные, поведенческие и кооперативно-поведенческие функции к априорно непредусмотренным условиям внешней обстановки.

Настоящая статья продолжает цикл авторских публикаций, посвященных проблематике группового управления автономными роботами, которые должны обеспечивать совместное решение поставленных прикладных задач, взаимодействуя друг с другом [1—6]. В статье рассматриваются вопросы реализации процессов самообучения в интеллектуальных системах управления автономными роботами и многоагентными робототехническими группировками на основе метода автоматического построения деревьев классификации. Приводятся результаты моделирования, демонстрирующие эффективность применения средств самообучения интеллектуальной бортовой системы управления автономным мобильным роботом для повышения его адаптивных свойств при работе в априорно неопределенных условиях. Показано, что эффективность процессов самообучения интеллектуальных роботов, действующих в группе, может быть существенно повышена за счет организации взаимного обмена накапливаемыми знаниями.

Особенности построения систем автоматического управления с учетом требований по обеспечению адаптивных свойств

Развитие принципов построения систем автоматического управления (САУ) различных типов и назначения во многом обусловлено необходимостью обеспечения их адаптивных свойств по поддержанию требуемых показателей надежности и качества функционирования при наличии возмущений и факторов неопределенности (рис. 1).

Так, введение контура обратной связи при формировании замкнутых САУ в каком-то смысле может рассматриваться в качестве простейшего механизма адаптации, позволяющего регулировать значение выходного сигнала по его отклонению от заданного уровня.

Принципы построения адаптивных САУ предполагают, что компенсация возмущений (в ограниченных и априорно известных диапазонах) должна осуществляться за счет целенаправленных изменений параметров или структуры регулятора. В связи с этим в состав системы, ориентированной на использование специализированных алгоритмов адаптивного управления, вводятся такие структурные элементы, как эталонная модель, идентификатор, дополнительные обратные связи и ряд др. Создание систем для работы в условиях существенной неопределенности среды и действующих возмущений основано на использовании принципов ситуационного управления, реализуемых с привлечением методов и технологий искусственного интеллекта. Адаптивность подобных систем, называемых интеллектуальными, определяется широтой набора априорно закладываемых в них знаний, которые для каждого из классов возможных ситуаций регламентируют выбор необходимого решения по управлению из состава соответствующих библиотек.

Перспективы повышения адаптивных свойств интеллектуальных САУ связаны с применением средств и методов самообучения, позволяющих обеспечить обобщение накапливаемого опыта и формирование новых знаний по сохранению своей работоспособности при возникновении непредвиденных ситуаций. Следует отметить, что организация самообучения систем управления в общем случае предполагает необходимость введения в их состав интеллектуальной обратной связи, реализующей смысловую интерпретацию поступающего потока разнородной сенсорной информации и включающей в качестве дополнительного структурного элемента модель внешнего мира.

Задачи и методы самообучения интеллектуальных систем обработки информации и управления автономных роботов

Тематика самообучающихся интеллектуальных систем управления (ИСУ) приобретает особую остроту и актуальность в контексте современной робототехники, перспективные образцы которой должны обеспечивать выполнение требуемых миссий в автономном режиме функционирования в условиях непредсказуемости реальной обстановки.

Многогранность проблемы разработки бортовых самообучающихся ИСУ автономными роботами обусловливает необходимость решения целого спектра взаимосвязанных вопросов, главными из которых являются:

- развитие средств и методов формирования новых или уточнения имеющихся знаний с учетом специфики решаемых задач самообучения и особенностей функционирования ИСУ;
- разработка методов и технологий интеллектуальных обратных связей, обеспечивающих интерпретацию и обобщение разнородной сенсорной информации для подготовки репрезентативных примеров, анализируемых при самообучении;
- разработка механизмов памяти, обеспечивающих оперативное сохранение значимой информации и удаление данных, потерявших свою актуальность.

Анализ факторов неопределенности, адаптация к которым должна осуществляться самообучающимися ИСУ в процессе функционирования автономных роботов в условиях экстремальных сред [7], позволяет сформировать классификацию задач автоматического формирования новых знаний, представленную на рис. 2 и включающую следующие основные категории:

Рис. 1. Развитие принципов построения систем автоматического управления

- автоматическая классификация наблюдаемых объектов, явлений, событий, ситуаций и процессов с выявлением их сходства и различий;
- выявление закономерностей внешнего мира, окружающей среды и рабочей обстановки;
- выявление условий эффективного использования собственных функциональных возможностей в различных ситуациях;
- автоматическое формирование правил целесообразного поведения;
- автоматическое формирование алгоритмов управления.

Рис. 2. Классификация задач самообучения интеллектуальных систем обработки информации и управления

В той или иной постановке задачи формирования знаний всегда являлись предметом пристального внимания теории искусственного интеллекта. В рамках такого ее подраздела, как машинное обучение, предложены различные подходы к их решению, основанные на использовании методов кластеризации, обучения с подкреплением, генетических алгоритмов, байесовского обучения, деревьев принятия решений и др. [8—12].

До определенного момента времени применение этих методов в робототехнике представляло скорее академический, нежели практический интерес. Однако необходимость создания автономных роботов с высокой степенью адаптивности к условиям неопределенности экстремальных сред обусловило резкую активизацию как фундаментальных, так и прикладных исследований в области интеллектуальных самообучающихся систем управления.

Ярким примером, иллюстрирующим данную тенденцию, может служить научно-исследовательская программа *LAGR (Learning Applied to Ground Robots)* [13], развернутая по инициативе Агенства перспективных оборонных исследований Министерства обороны США *DARPA* в 2004 г. и направленная на развитие технологий обучения и самообучения для повышения эффективности бортовых средств распознавания обстановки, навигации, а также планирования движений и поведения автономных мобильных роботов. К участию в программе из состава ведущих технических университетов и научно-исследовательских центров США было привлечено восемь групп разработчиков, действующих независимо и параллельно друг другу. В целях объективности оценки получаемых результатов каждой научно-исследовательской группе был предоставлен типовой образец автономного мобильного робота (рис. 3, *а*, см. вторую сторону обложки), предназначенный для проведения экспериментальных исследований и укомплектованный интеллектуальной бортовой системой управления с широким набором информационно-измерительных средств, включая GPS, систему инерциальной навигации, стереоскопическую систему технического зрения, инфракрасные и другие датчики.

С 2013 г. Агентство перспективных оборонных исследований Министерства обороны США *DARPA* запустило еще более амбициозную программу *PPAML (Probabilistic Programming for Advanced Machine Learning)* [14, 15], направленную на разработку универсальных инструментов создания интеллектуальных систем на основе развития средств и методов вероятностного программирования для решения задач машинного обучения.

Результаты фундаментальных исследований в области самообучения начали находить практическое воплощение в создании опытных и макетных образцов роботов, демонстрирующих возможности и преимущества использования средств автоматического формирования знаний.

Так, антропоморфный робот *SOINN-Robot (Hasegawa Lab, Japan)* (рис. 3, *б*, см. вторую сторону обложки) [16], разработанный в Токийском технологическом институте, предназначен для отработки технологий самообучения на базе самоорганизующихся инкрементальных нейросетей *SOINN (Self-Organizing Incremental Neural Network)* с возможностью формирования знаний при автоматическом анализе примеров (в том числе извлекаемых по каналам сети Интернет), а также в процессе человеко-машинного взаимодействия на уровне сеансов показа или естественно-языкового диалога.

Автономный шагающий робот *Starfish (Cornell University, USA)*, показанный на рис. 3, *в* (см. вторую сторону обложки) [17], предназначен для отработки технологий эволюционного самообучения, позволяющих обеспечить полный цикл автоматического

формирования механизмов целесообразного поведения — от создания собственной модели (как объекта управления) до алгоритмов контролируемой походки.

Создание мехатронно-модульных роботов, способных реконфигурировать свою структуру в зависимости от условий функционирования и специфики выполняемой прикладной задачи, во многом сопряжено с разработкой интеллектуальных самообучающихся систем управления [18]. В рамках многочисленных программ, ведущихся в этой области во всех развитых странах мира, исследуются различные подходы к решению проблем самоорганизации и самообучения.

Так, в частности, одна из главных целей проекта *"АРАКС" (МГТУ МИРЭА, Россия)*, направленного на разработку автономного робота с адаптивной кинематической структурой (рис. 4, см. вторую сторону обложки), связана с автоматическим синтезом алгоритмов управления движением на основе методов генетического программирования [19—21].

Следует отметить, что в тех или иных масштабах научно-исследовательские работы аналогичного плана стали проводиться во многих развитых странах мира, а полученные результаты начали находить свое практическое применение, подтверждая целесообразность использования средств и методов самообучения в качестве эффективного инструмента обеспечения адаптивных свойств автономных роботов на основе обобщения опыта и результатов их функционирования.

Метод построения деревьев классификации для поиска скрытых закономерностей в больших массивах данных

Перспективный подход к организации процессов самообучения автономных роботов связан с развитием механизмов обобщения приобретаемого опыта, который в неявной форме аккумулируется в показаниях бортовых информационно-измерительных средств. Анализ и интерпретация накапливаемых в памяти массивов сенсорных данных могли бы обеспечить выявление значимых закономерностей как об эффективности действий самого робота, так и о характере его рабочей среды. В связи с этим методы глубинного анализа данных (*Data Mining*) [22, 23], использующие парадигму индуктивного обучения и нашедшие широкое применение в таких прикладных сферах, как распознавание образов, медицинская диагностика, экономическое прогнозирование и пр., представляют крайний интерес для решения задач формирования новых знаний в составе интеллектуальных систем управления автономными роботами.

Построение деревьев классификации (деревьев принятия решений) является одним из эффективных методов индуктивного вывода логических закономерностей [24]. Рассматриваемая постановка задачи предполагает формирование некоторой логической функции, позволяющей обеспечить классификацию объектов, примеры которых s в тестовой выборке S описываются наборами значений характеристических X и идентификационных Y параметров:

$$s \in S{:}(X,\ Y) \equiv (x_1,\ x_2,\ ...,\ x_m,\ y_1,\ y_2,\ ...,\ y_n) \subset R^{m+n}, \quad (1)$$

где $X{:}(x_1,\ x_2,\ ...,\ x_m)$ — характеристические параметры, через которые составляется классификация; $Y{:}(y_1,\ y_2,\ ...,\ y_n)$ — идентификационные параметры, определяющие принадлежность к соответствующим классам.

Искомая логическая функция должна с максимальной точностью отражать выявляемую закономерность между характеристическими и идентификационными параметрами анализируемого массива данных:

$$Y = f(X){:}E = \sum_{s \in S} (s_y - f(s_x))^2 \to \min,$$

где $s_y = (y_1,\ y_2,\ ...,\ y_n)$, $s_x = (x_1,\ x_2,\ ...,\ x_m)$.

Формирование подобной функции, осуществляемое на основе анализа тестовых примеров, обусловливает возможность последующей классификации объектов, описания которых ограничиваются наборами характеристических параметров и не представлены в исходной выборке.

В основу метода построения деревьев классификации положен принцип дихотомизации выборки, осуществляемой с учетом снижения меры неопределенности (энтропии). При этом под дихотомизацией понимается способ логического разбиения класса на подклассы с делением исходного понятия на два взаимоисключающих.

Так, для исходного множества примеров вида (1) оценка общей энтропии по определению осуществляется следующим образом:

$$H(S,\ Y) = -\sum_{y \in \{Y\}} P(y,\ S)\log_2 P(y,\ S), \quad (2)$$

где $\forall y \in \{Y\}\ P(y,\ S) = \dfrac{|S{:}y|}{|S|}$ — статистические вероятности для всех комбинаций значений $\{Y\}$ параметров Y.

После выбора некоторого логического предиката d, однозначно вычисляемого для данного X, в множестве примеров S выделяются два подмножества:

$S^d = S{:}d$, т. е. подмножество S, на котором d истинен;

$S^{\overline{d}} = S{:}\overline{d}$, т. е. подмножество S, на котором d ложен.

Для сформированных подмножеств так же, как и для исходного, определяются статистические ве-

роятности для параметров Y и соответствующие значения энтропии:

$$p^d = P(y, S^d),\ p^{\overline{d}} = P(y, S^{\overline{d}});$$

$$H(S^d, Y),\ H(S^{\overline{d}}, Y).$$

По свойству дихотомизации [25] полученные подмножества будут удовлетворять выполнению следующего условия:

$$P(d, S)H(S^d, Y) + P(\overline{d}, S)H(S^{\overline{d}}, Y) \leqslant H(S, Y).$$

Следует отметить, что статистическая энтропия (2) представляет собой функцию, имеющую максимальное значение при равновероятном соотношении всех значений Y в выборке и убывающую до 0 при стремлении вероятности одного из них к 1.

Очевидно, что наиболее полезным критерием разбиения будет такой, который максимизирует расхождение вероятностей, позволяя наиболее точно классифицировать идентификационные параметры.

Существуют несколько вариантов формализации данных требований в виде соответствующих критериев, которые, совпадая в сравнениях, будут различаться своей вычислительной сложностью [26].

Критерий статистической связности отличается простотой выполнения необходимых расчетов и удобством применения в задаче оптимизации численных параметров закономерности разбиения d:

$$L(d, S, Y) =$$

$$= \sum_{y \in Y} \left(\frac{P(y \cap d, S) - P(y \cap \overline{d}, S)}{2(P(y \cap d, S) + P(y \cap \overline{d}, S))} + \frac{P(\overline{y} \cap d, S) - P(\overline{y} \cap \overline{d}, S)}{2(P(\overline{y} \cap d, S) + P(\overline{y} \cap \overline{d}, S))} \right)^2;$$

$$L(d, S, Y) \to \max.$$

Критерий прироста информации от дихотомии d на пространстве S примеров для множества Y ключевых параметров, который, по сути, описывает падение энтропии от разбиения, обладает большей общностью, но одновременно является более сложным в вычислительном плане:

$$IG(d, S, Y) = H(S, Y) - \sum_{t \in D} P(t, S)H(S^t, Y) \to \max, \quad (3)$$

где D — множество значений d, $\{d, \overline{d}\}$.

Поскольку уменьшаемое в выражении (3) (энтропия до разделения) не зависит от дихотомии, выбор предиката разделения d фактически сводится к минимизации апостериорной энтропии.

Таким образом, сущность метода построения деревьев классификации заключается в последовательной итеративной дихотомизации исходного множества и его дочерних подмножеств вплоть до отыскания разбиения с минимальной суммарной энтропией.

Результат процедуры последовательной дихотомизации можно представить в виде дерева классификации (рис. 5), где каждому узлу отвечает определенное разбиение по предикату $d_{1, \ldots, n}$.

Локальное завершение процесса дихотомизации происходит в том случае, если для некоторого данного подмножества S' элементов выборки не существует такого предиката разбиения d, который давал бы ненулевое значение прироста информации $IG(d, S', Y) \neq 0$.

Для каждого из узлов, удовлетворяющих этому условию и именуемых конечными, вычисляется итог классификации как результирующее распределение R вероятностей для Y [8].

Очевидно, что при нулевой энтропии все элементы подвыборки данного узла имеют одинаковую комбинацию значений Y, которая и будет являться результатом классификации.

Один из ключевых вопросов разработки эффективной процедуры дихотомизации выборки связан с отысканием необходимого оператора и параметров разбиения.

Для дискретного набора характеристических параметров X оптимизация логического критерия разбиения сводится к выбору наиболее полезного из набора идентификационных параметров Y. Такое решение обусловливается тем фактом, что любая логическая формула, составленная на основе логических параметров, может быть заменена эквивалентным деревом классификации, критериями разбиения у которого будут выступать только исходные параметры, образующие данную формулу.

В свою очередь, для набора численных параметров выбор критериев разбиения является не столь однозначным, поскольку в этих целях потенциально могут использоваться любые математические функции. На практике для отыскания оптимального разбиения применяются различные методики [27, 28]. Один из наиболее перспективных подхо-

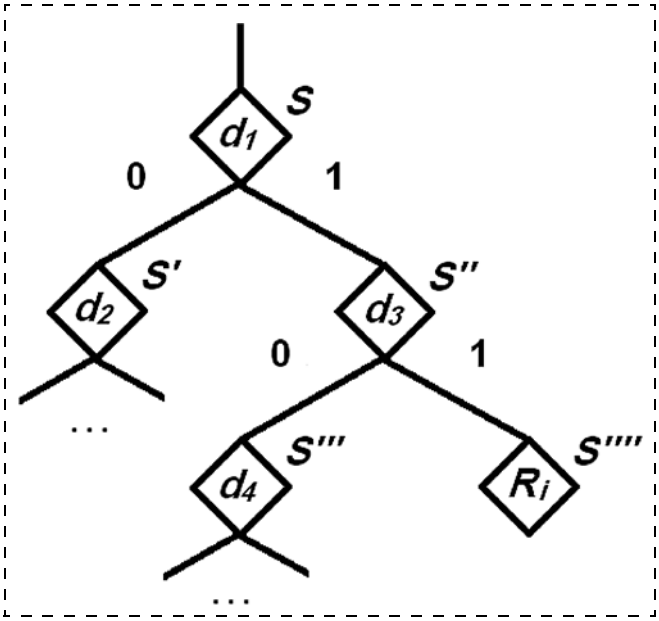

Рис. 5. Построение классификационного дерева путем последовательной дихотомизации исходного множества и его дочерних подмножеств

дов к решению этой задачи связан с привлечением метода поисковых графов [29]. Его идеология базируется на соображении о том, что если дихотомия вида $x_i + x_j + C_1 > 0$ дает высокий прирост информации, то закономерности $x_i + C_2 > 0$, $x_j + C_2 > 0$ будут давать также определенный прирост информации, однако меньший, чем у их комбинации. Здесь $x_{i,\,j}$ — параметры из числа исходных данных или функции от них, $C_{1,\,2}$ — некоторые константы, полученные в результате оптимизации прироста информации. Аналогичные суждения применимы и для других математических действий, например, произведения, возведения в степень, логарифмирования и т. п.

Метод поисковых графов в математической постановке использует данное соображение в обратную сторону. Его сущность заключается в формировании графа из возможных дихотомий в соответствии со следующими правилами.

Основой графа являются исходные численные параметры из множества известных значений. Узлы комбинированных закономерностей получаются путем применения комбинирующих операций к соответствующему числу уже существующих в системе узлов. Например, линейная комбинация или произведение есть операции от любого числа аргументов, синус — унарная, логарифм — бинарная операции. Наличествующие для данных операций константы оптимизируются численно и не фиксируются до завершения оптимизации.

Все комбинации, прирост информации от которых меньше прироста информации от разбиения по хотя бы одному из участвующих в комбинации элементов, выбраковываются. Все прочие комбинации могут выступать в качестве элементов новых комбинаций, при этом процесс идет, пока в нем остались нерассмотренные комбинации. Результирующая дихотомия есть наилучшая из комбинаций, полученных в процессе поиска.

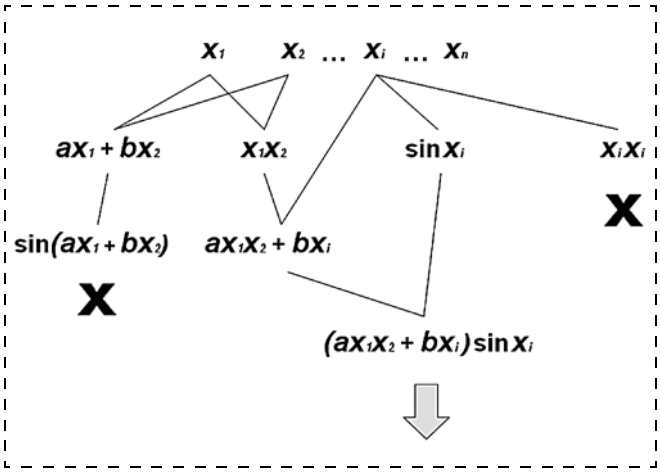

Рис. 6. Пример построения поискового графа при выявлении наилучшего оператора разбиения

В качестве примера на рис. 6 представлен вид поискового графа, построенного с использованием трех шаблонов формирования операторов разбиения:

- $[ax_1 + bx_2] + C > 0$;
- $[x_1x_2] + C > 0$;
- $[\sin(x_1)] + C > 0$.

Применение данного подхода в инженерной практике предполагает ряд упрощений, направленных на сокращение пространства поиска.

Так, для каждой новой дихотомизации дерева граф поиска не перестраивается от основания, а модифицируется путем удаления всех тех узлов, чья полезность ниже, чем у хотя бы одного из родительских.

Все операторы разбиения, выявляемые в процессе поиска, оцениваются по критерию общей полезности. Поиск новых разбиений осуществляется путем случайного выбора и комбинирования операторов (из априорно оговоренного набора) с вероятностью, пропорциональной оценке их полезности.

Процесс поиска завершается по достижении определенной нижней границы прироста информации.

Программно-алгоритмическая реализация процедуры глубинного анализа данных на основе метода построения деревьев классификации может служить конструктивной базой для создания контура интеллектуальной обратной связи в составе самообучающихся систем управления автономными роботами, действующими в условиях априорной неопределенности.

Использование средств и методов глубинного анализа данных для организации процессов самообучения автономных мобильных роботов, действующих в условиях неопределенности

Главной целью организации процессов самообучения интеллектуальных систем управления автономными роботами является повышение уровня их адаптивности к неопределенным условиям среды функционирования.

Так, например, очевидно, что интеллектуальная система управления автономного мобильного робота в общем случае должна обеспечивать прокладку оптимального в некотором смысле маршрута его целенаправленного перемещения. При этом (в зависимости от постановки решаемой задачи) карта местности, в которой функционирует робот, может считаться известной или формироваться непосредственно в процессе его движения на глубину, определяемую дальностью действия бортового комплекса информационно-измерительных средств. В любом из этих вариантов фактические показатели проходимости тех или иных участков местности, зависящие не только от характера подстилающей поверхности и типа грунта, но и от воздействия погодных и климатических, а также суточных и сезонных факторов, необходимо рассматривать в качестве априорно неопределенных параметров, существенно влияющих на выбор формируемого маршрута и его реализуемость.

Следует отметить, что оценки характеристик проходимости робота на различных типах грунтов могут вычисляться на основе косвенных данных, собираемых непосредственно по ходу его движения и связанных, например, с различием задаваемой и фактической скоростей движения платформы.

Одновременная фиксация визуально наблюдаемых параметров окружающей обстановки создает предпосылки для попыток установления закономерностей между цветовыми характеристиками подстилающей поверхности и оценками проходимости соответствующего участка маршрута.

Формирование подобных знаний в процессе самообучения автономного мобильного робота на основе анализа накапливаемых данных позволяет обеспечить оперативное прогнозирование и учет оценок проходимости отдельных участков местности при планировании маршрута движения.

Проведенные модельные эксперименты полностью подтверждают возможность и целесообразность реализации механизмов самообучения в контуре интеллектуальной обратной связи системы управления автономным мобильным роботом. Как показано на рис. 7, обобщенная структура такой системы включает в свой состав следующие основные элементы:

- подсистему планирования перемещений робота в заданную целевую точку;
- информационно-измерительную подсистему, обеспечивающую контроль за параметрами состояния робота и среды его функционирования;
- базу данных о состоянии робота и его внешней среды за весь период функционирования;
- карту местности, отражающую (с той или иной степенью адекватности) особенности и конфигурацию среды функционирования автономного робота;
- подсистему самообучения, обеспечивающую формирование новых знаний, обобщающих опыт функционирования робота;
- базу знаний о закономерностях, найденных по результатам самообучения.

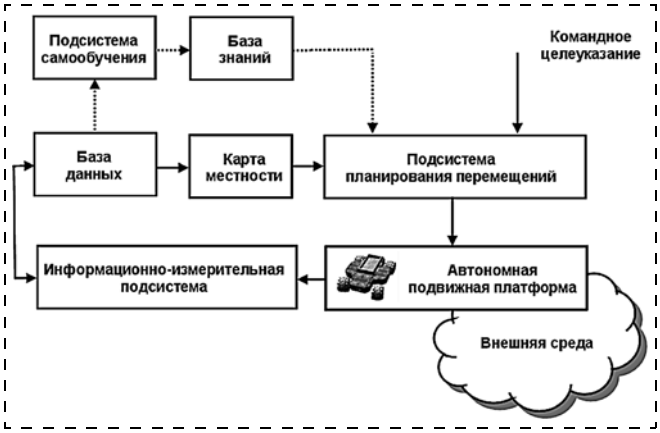

Рис. 7. Обобщенная структура интеллектуальной системы управления автономного мобильного робота

Подсистема планирования целенаправленных перемещений робота построена на основе программной реализации известного алгоритма D* [30, 31], обеспечивающего возможность учета требований по минимизации стоимости формируемого маршрута (в смысле его протяженности или проходимости) при наличии как полностью известной карты, так и уточняемой в процессе движения.

В свою очередь, информационно-измерительная подсистема включает в свой состав средства навигации (для определения параметров текущего состояния мобильной платформы), телекамеру (для наблюдения внешней обстановки) и тактильные датчики (для контроля столкновений с объектами внешней среды, выступающих в качестве препятствий).

Подсистема самообучения объединяет в своем составе программно-алгоритмические средства глубинного анализа данных, выполняемого в соответствии с методом построения деревьев классификации.

Постановка серии модельных экспериментов по оценке эффективности применения средств самообучения в целях повышения адаптивных возможностей системы управления автономным мобильным роботом, действующим в условиях неопределенности, определяется следующими основными положениями:

- средой функционирования робота является местность, отдельные участки которой характеризуются различной окраской и проходимостью;
- карта местности считается априорно неизвестной, но подлежит постоянному уточнению, предполагающему отображение участков местности, которые наблюдаются в области видимости бортовой телекамеры робота в процессе его движения;
- карта местности считается априорно неизвестной, но подлежит постоянному уточнению с отображением участков местности, наблюдаемых бортовой телекамерой робота в процессе его движения;
- фактическая скорость движения робота по маршруту изменяется пропорционально показателям проходимости соответствующих участков местности;
- оценки проходимости отдельных участков местности вычисляются по различию задаваемой и фактической скоростей движения робота;
- факт столкновения с непроходимым элементом ландшафта подтверждается срабатыванием тактильного датчика;
- параметры окраски и проходимости различных участков местности сохраняются в базе данных для последующего анализа и классификации в составе подсистемы самообучения;
- классификация, оперативно сформированная в процессе самообучения, может быть использована для прогноза показателей проходимости наблюдаемых участков местности на очередном этапе прокладки маршрута;

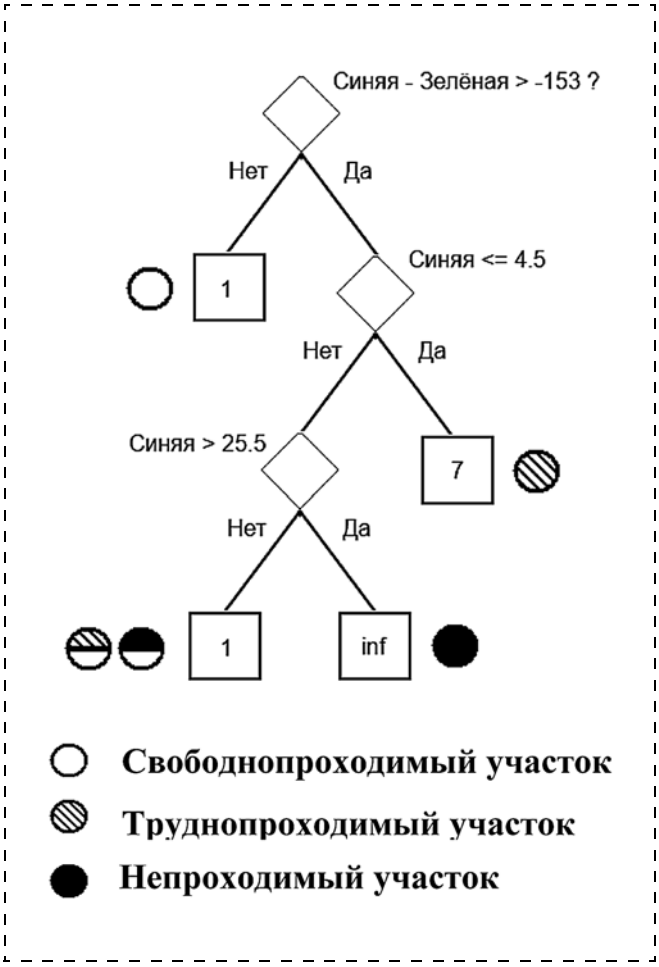

Рис. 9. Дерево классификации участков рельефа местности по их проходимости, построенное по результатам самообучения автономного мобильного робота

- каждый из экспериментов серии проводится двукратно с подключением и отключением контура самообучения соответственно.

На рис. 8 (см. третью сторону обложки) приведены фрагменты одного из экспериментов по моделированию целенаправленных перемещений автономного мобильного робота в условиях сложного рельефа с участками различной проходимости.

Продукционные правила (рис. 8, *г*), условная часть которых содержит параметры окраски наблюдаемых участков местности (в терминах кодирования изображений в формате RGB, где отдельно взятая точка характеризуется интенсивностью красной, зеленой и синей составляющих со значениями каждой из диапазона [0, 255]), а следственная часть указывает на соответствующую оценку проходимости, могут быть представлены в виде дерева классификации (рис. 9) и в своей совокупности образуют набор знаний, сформированных в процессе функционирования робота по ходу его самообучения.

Результаты моделирования убедительно свидетельствуют о том, что обобщение опыта, приобретаемого на начальных этапах движения, позволяет обеспечить активную адаптацию робота к особенностям рельефа местности на основе привлечения полученных знаний для прокладки дальнейшего маршрута при значительном повышении общих показателей эффективности функционирования (рис. 10, *а*—*д*).

Особую актуальность вопросы самообучения приобретают для автономных роботов, действующих в условиях неопределенности в составе многоагентных группировок. В этом случае автономные агенты, обеспечивающие выполнение общей прикладной

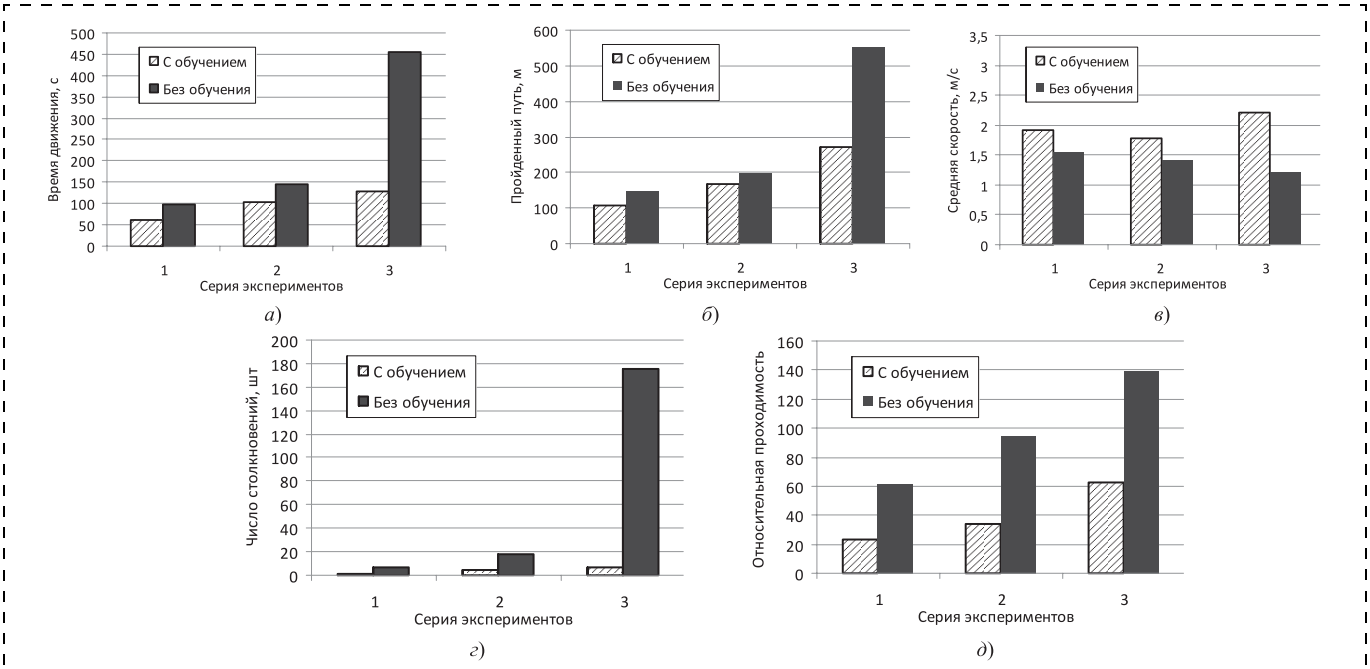

Рис. 10. Экспериментальные оценки эффективности применения средств самообучения для адаптации автономного мобильного робота к априорно неопределенным характеристикам проходимости среды функционирования

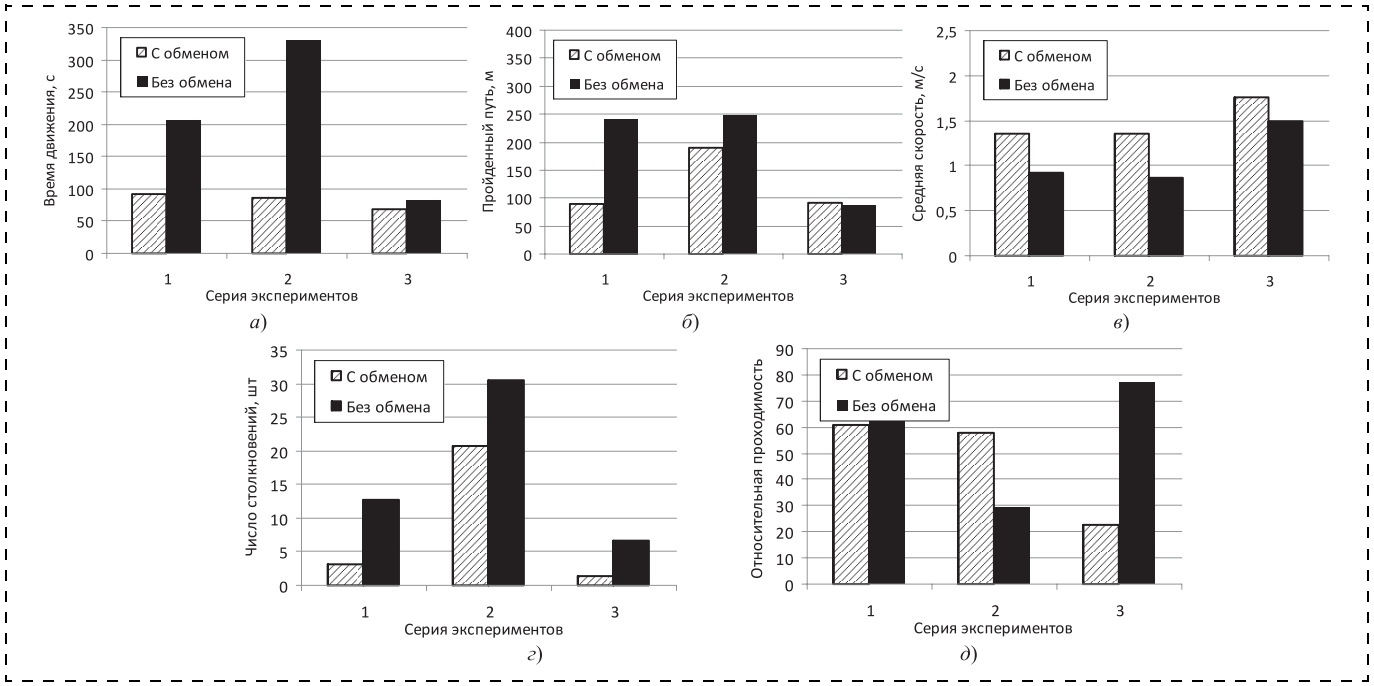

Рис. 11. Экспериментальные оценки эффективности применения средств самообучения для адаптации автономных мобильных роботов к априорно нераспределенным характеристикам проходимости среды функционирования на основе взаимного обмена знаниями

задачи, могли бы осуществлять взаимный обмен знаниями, накапливаемыми независимо друг от друга.

Подобная постановка предполагает глубинный анализ целого ряда разрозненных наборов опытных данных и формирование деревьев классификации. При этом каждому из деревьев ставится в соответствие некоторое значение полезности, увеличиваемое за выдачу верного результата и уменьшаемое при неверном ответе.

Данная оценка может быть использована в качестве универсального показателя, определяющего целесообразность давнейшей модификации дерева, а также его рекомбинации с другими.

Как показано на рис. 11, *а—д*, результаты предварительных экспериментов подтверждают эффективность применения такой методологии организации процессов самообучения, при которой автономные роботы, действующие в составе многоагентной группировки, осуществляют взаимный обмен знаниями о проходимости различных типов участков местности.

Заключение

Материалы данной статьи наглядно свидетельствуют о возможности разработки и целесообразности привлечения средств самообучения в целях существенного повышения эффективности функционирования автономных мобильных роботов в условиях априорно неизвестной местности с участками различной проходимости.

Практическая реализация предложенного подхода к созданию интеллектуальных систем управления автономными мобильными роботами с самообучением на базе формирования деревьев классификации предполагает необходимость фундаментальных исследований по целому ряду принципиально важных вопросов, главными из которых являются:

- рациональная организация баз данных для хранения накапливаемой сенсорной информации в составе интеллектуальных самообучающихся систем управления;
- механизмы построения ассоциативной памяти для формирования обобщенных образов наблюдаемых объектов, ситуаций и явлений на основе комплексного применения технологии нейросетевых структур;
- обобщенные критерии целесообразности функционирования интеллектуальных систем.

Список литературы

1. **Макаров И. М., Лохин В. М., Манько С. В., Романов М. П., Крюченков Е. Н., Кучерский Р. В., Диане С. А. К.** Мультиагентные робототехнические системы: примеры и перспективы применения // Мехатроника, автоматизация, управление. 2012. № 2. С. 22—32.

2. **Макаров И. М., Лохин В. М., Манько С. В., Романов М. П.** Принципы построения и проблемы разработки мультиагентных робототехнических систем // Мехатроника, автоматизация, управление, 2012. № 3. С. 11—16.

3. **Макаров И. М., Лохин В. М., Манько С. В., Романов М. П., Крюченков Е. Н., Кучерский Р. В., Худак Ю. И**. Модели и алгоритмы планирования действий и распределения заданий в мультиагентных робототехнических системах // Мехатроника, автоматизация, управление. 2012. № 5. С. 44—50.

4. **Лохин В. М., Манько С. В., Романов М. П., Диане С. А. К.** Способы представления знаний и особенности функционирования мультиагентных робототехнических систем // Мехатроника, автоматизация, управление. 2014. № 1. С. 36—39.

5. **Лохин В. М., Манько С. В., Романов М. П., Диане С. А. К., Трипольский П. Э., Карпов С. А.** Модели и алгоритмы оценки численности состава мультиагентных робототехнических систем // Мехатроника, автоматизация, управление. 2014. № 3. С. 20—23.

6. **Манько С. В., Александрова Р. И., Диане С. А. К.** Человеко-машинный интерфейс для мультиагентныых робототехнических систем // Известия ЮФУ. Технические науки. 2014. № 3. С. 183—193.

7. **Автоматизация** синтеза и обучение интеллектуальных систем автоматического управления / Под ред. И. М. Макарова, В. М. Лохина. М.: Наука, 2009. 228 с.

8. **Николенко С. И., Тулупьев А. Л.** Самообучающиеся системы. М.: МЦНМО, 2009. 288 с.

9. **Sutton R., Barto A.** Reinforcement Learning: An Introduction. Cambridge: MIT Press, 1998. 432 p.

10. **Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л.** Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И. Д. Рудинского. М.: Горячая линия — Телеком, 2006. 452 с.

11. **Люгер Дж. Ф.** Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем: Пер. с англ. М.: Издательский дом Вильямс, 2003. 864 с.

12. **Рассел С., Норвиг П.** Искусственный интеллект: современный подход / Пер. с англ. и ред. К. А. Птицына. 2-е изд. М.: Издательский дом Вильямс, 2007. 1408 с.

13. **DARPA** LAGR Program. URL: http://en.wikipedia.org/wiki/DARPA_LAGR_Program

14. **Probabilistic** Programming for Advancing Machine Learning (PPAML). URL: http://www.fbo.gov/utils/view?id = 1728bcabdd35609b662d0284e2665f76

15. **Probabilistic** Programming for Advancing Machine Learning (PPAML). URL: http://www.fbo.gov/utils/view?id = a7bdf07d124ac2b1dda079de6de2eb78

16. **SOINN** robot. URL: http://haselab.info/research-e.html

17. **Bongard J., Zykov V., Lipson H.** Resilient Machines Through Continuous Self-Modeling // Science. 2006. Vol. 314, N 5802. P. 1118—1121

18. **Макаров И. М., Лохин В. М., Манько С. В., Романов М. П., Кадочников М. В.** Многозвенные мехатронно-модульные роботы с адаптивной кинематической структурой // Мехатроника, автоматизация, управление. 2006. № 11. С. 2—11.

19. **Макаров И. М., Лохин В. М., Манько С. В., Кадочников М. В., Ситников М. С.** Использование генетических алгоритмов для автоматического формирования базы знаний интеллектуальной системы управления автономным мобильным роботом // Мехатроника, автоматизация, управление. 2008. № 6. С. 18—22.

20. **Макаров И. М., Лохин В. М., Манько С. В., Кадочников М. В., Востриков Г. С.** Использование генетических алгоритмов в задачах автоматического обучения и самоорганизации интеллектуальных робототехнических систем // Мехатроника, автоматизация, управление. Приложение. 2008. № 9. С. 2—10.

21. **Макаров И. М., Лохин В. М., Манько С. В., Романов М. П., Кадочников М. В.** Технологии обработки знаний в задачах управления автономными мехатронно-модульными реконфигурируемыми роботами // Информационные технологии. Приложение. 2010. № 8. 32 с.

22. **Lior Rokach, Oded Maimon**. Data mining with decision trees: theory and applications. World Scientific Pub Co Inc., 2008, 244 p.

23. **Xindong Wu., Vipin Kumar, J. Ross Quinlan, Joydeep Ghosh, Qiang Yang, Hiroshi Motoda, Geoffrey J. McLachlan, Angus Ng, Bing Liu, Philip S. Yu., Zhi-Hua Zhou, Michael Steinbach, David J. Hand, Dan Steinberg**. Top 10 algorithms in data mining // Knowl. Inf. Syst. 2008. 14 (1). P. 1—37.

24. **Quinlan J. R.** Induction of Decision Trees // Machine Learning. Kluwer Academic Publishers, 1986. P. 81—106.

25. **Shannon C. E.** A Mathematical Theory of Communication // Bell System Technical Journal. 1948. July & October, 27. P. 379—423, 623—656.

26. **Mitchell T. M.** Machine Learning. The Mc-Graw-Hill Companies, Inc. 1997, 414 p.

27. **Rayi Chang, Chia-Yen Lo, Wen-De Su, Jen-Chieh Wang.** Query-Based Learning Decision Tree and its Applications in Data Mining // Proceedings of the 2006 Joint Conference on Information Sciences, JCIS 2006, Kaohsiung, Taiwan, ROC, October 8—11, 2006. doi:10.2991/jcis.2006.49

28. **Kokol P., Mernik M., Zavrsnik J., Kancler K., Malcić I.** Decision trees based on automatic learning and their use in cardiology // Journal of Medical Systems. Vol. 18, Iss. 4. P. 201—206.

29. **Dash M., Liu H.** Feature Selection for Classification // Intelligent Data Analysis — An International Journal. Elsevier. 1997. Vol. 1, N. 3. P. 131—156.

30. **Stentz A.** Optimal and Efficient Path Planning for Partially-Known Environments // Proc. of the International Conference on Robotics and Automation. 1994, May. P. 3310—3317.

31. **Stentz A.** The Focussed D* Algorithm for Real-Time Replanning // Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence. August 1995. P. 1652—1659.

Intelligent Feedback, Knowledge Processing and Self Learning in the Control Systems of the Autonomous Robots and Multi-Agent Robotic Groups

V. M. Lokhin, cpd@mirea.ru, **S. V. Manko** ✉, **R. I. Alexandrova, S. A. K. Diane, A. S. Panin,**
MSTU MIREA, Moscow, 119 454, Russian Federation

Corresponding author: **Manko Sergey V.,** D. Sc., Professor,
MSTU MIREA, Moscow, 119 454, Russian Federation,
e-mail: cpd@mirea.ru

Received on February 20, 2015
Accepted March 27, 2015

The article is devoted to analysis of various approaches aimed to ensure adaptive properties of the automatic control systems designed for maintenance of the demanded reliability and functioning quality in the presence of disturbances and uncertainty factors. A review is provided of the development of the creation principles for the automatic control systems — from organization of an internal feedback, up to creation of intelligent feedback contours with self-training mechanisms. Examples of various robots equipped with intelligent self-learning control systems are presented. A list of tasks of self-learning of the intelligent control systems is presented both for the autonomous robots and for the multi-agent robot systems. A generalized structure of a control system of the autonomous mobile robots is offered based on the intelligent feedback as means of new knowledge formation. Knowledge formation is possible in a self-learning mode on the basis of processing of the accumulated sensory information. The main problems with creation of the intelligent self-learning control systems are discussed. It is shown that one of the most perspective approaches to realization of the self-learning process in the intelligent control systems of the autonomous robots and multi-robot systems is related to the method of classification of tree formation. The article gives an example of a

practical solution to the self-learning problem of the autonomous mobile robots. The solution is based on the automatic knowledge formation of the passability characteristics of the surface underlying a robot. The results of a complex modeling are presented, which testify to the expediency and efficiency of incorporation of the self-learning methods in the structure of a mobile robot intelligent onboard control system for improvement of its adaptation properties. The prospects of the self-learning processes are described for the autonomous robots operating in the structure of the multi-agent systems. As a prove experimental estimates of the efficiency are given for application of the self-learning methods aimed at adaptation of the autonomous mobile robots under conditions of environmental uncertainty on the basis of a mutual exchange of the terrain passability knowledge.

***Keywords**: autonomous robot, multi-agent robotic system, intelligent control system, intelligent feedback, self-learning, classification trees*

For citation:

Lokhin V. M., Manko S. V., Alexandrova R. I., Diane S. A. K., Panin A. S. Intelligent Feedback, Knowledge Processing and Self Learning in the Control Systems of the Autonomous Robots and Multi-Agent Robotic Groups, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie,* 2015, vol. 16, no. 8, pp. 545—555.

DOI: 10.17587/mau.16.545-555

References

1. **Makarov I. M., Lokhin V. M., Man'ko S. V., Romanov M. P., Kryuchenkov E. N., Kucherskii R. V., Diane S. A.** Mul'tiagentnye robototekhnicheskie sistemy: primery i perspektivy primeneniya (Multi-agent robotic systems: examples and application prospects), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2012, no. 2, pp. 22—32 (in Russian).

2. **Makarov I. M., Lokhin V. M., Man'ko S. V., Romanov M. P.** Printsipy postroeniya i problemy razrabotki mul'tiagentnykh robototekhnicheskikh sistem (Principles and problems of development of multi-agent robotic systems), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2012, no. 3, pp. 11—16 (in Russian).

3. **Makarov I. M., Lokhin V. M., Man'ko S. V., Romanov M. P., Kryuchenkov E. N., Kucherskii R. V., Khudak Yu. I.** Modeli i algoritmy planirovaniya deistvii i raspredeleniya zadanii v mul'tiagentnykh robototekhnicheskikh sistemakh *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie.* 2012, no. 5, pp. 44—50 (in Russian).

4. **Lokhin V. M., Man'ko S. V., Romanov M. P., Diane S. A. K.** Sposoby predstavleniya znanii i osobennosti funktsionirovaniya mul'tiagentnykh robototekhnicheskikh sistem (Methods of knowledge representation and the peculiarities of functioning of multi-agent robotic systems), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2014, no. 1, pp. 36—39 (in Russian).

5. **Lokhin V. M., Man'ko S. V., Romanov M. P., Diane S. A. K., Tripol'skii P. E., Karpov S. A.** Modeli i algoritmy otsenki chislennosti sostava mul'tiagentnykh robototekhnicheskikh sistem (Models and algorithms for estimating abundance of multi-agent robotic systems), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2014, no. 3, pp. 20—23 (in Russian).

6. **Man'ko S. V., Aleksandrova R. I., Diane S. A. K.** Cheloveko-mashinnyi interfeis dlya mul'tiagentnyykh robototekhnicheskikh sistem (Man-machine interface for multi-agent robotic systems), *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki*, 2014, no. 3, pp. 183—193 (in Russian).

7. **Makarov I. M., Lokhin V. M.** ed. Avtomatizatsiya sinteza i obuchenie intellektual'nykh sistem avtomaticheskogo upravleniya (Automation of synthesis and machine learning of intelligent systems of automatic control), Moscow, Nauka, 2009, 228 p. (in Russian).

8. **Nikolenko S. I., Tulup'ev A. L.** Samoobuchayushchiesya sistemy (Self-learning systems), Moscow, MTsNMO, 2009, 288 p.

9. **Sutton R., Barto A.** Reinforcement Learning: An Introduction, Cambridge, MIT Press, 1998, 432 p.

10. **Rutkovskaya D., Pilin'skii M., Rutkovskii L.** Neironnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy (Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems), Moscow, Goryachaya liniya — Telekom, 2006, 452 p. (in Russian).

11. **Lyuger Dzh. F.** Iskusstvennyi intellekt: strategii i metody resheniya slozhnykh problem (Artificial Intelligence: Structures and Strategies for Complex Problem Solving), Moscow, Izdatel'skii dom Vil'yams, 2003, 864 p.

12. **Rassel S., Norvig P.** Iskusstvennyi intellekt: sovremennyi podkhod (Artificial Intelligence: A Modern Approach), Moscow, Izdatel'skii dom Vil'yams, 2007, 1408 p. (in Russian).

13. **DARPA** LAGR Program, available at: http://en.wikipedia.org/wiki/DARPA_LAGR_Program

14. **Probabilistic** Programming for Advancing Machine Learning (PPAML), available at: http://www.fbo.gov/utils/view?id = 1728bcabdd35609b662d0284e2665f76

15. **Probabilistic** Programming for Advancing Machine Learning (PPAML), available at: http://www.fbo.gov/utils/view?id = a7bdf07d124ac2b1dda079de6de2eb78

16. **SOINN** robot, available at: http://haselab.info/research-e.html

17. **Bongard J., Zykov V., Lipson H.** Resilient Machines Through Continuous Self-Modeling, Science, 2006, vol. 314, no. 5802, pp. 1118—1121.

18. **Makarov I. M., Lokhin V. M., Man'ko S. V., Romanov M. P., Kadochnikov M. V.** Mnogozvennye mekhatronno-modul'nye roboty s adaptivnoi kinematicheskoi strukutroi (Multilink-mechatronic modular robots with adaptive kinematic structure), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2006, no. 11, pp. 2—11 (in Russian).

19. **Makarov I. M., Lokhin V. M., Man'ko S. V., Kadochnikov M. V., Sitnikov M. S.** Ispol'zovanie geneticheskikh algoritmov dlya avtomaticheskogo formirovaniya bazy znanii intellektual'noi sistemy upravleniya avtonomnym mobil'nym robotom (Using the genetic algorithms to automatic generation a knowledge base intelligent control system of autonomous mobile robot), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2008, no.6, pp. 18—22 (in Russian).

20. **Makarov I. M., Lokhin V. M., Man'ko S. V., Kadochnikov M. V., Vostrikov G. S.** Ispol'zovanie geneticheskikh algoritmov v zadachakh avtomaticheskogo obucheniya i samoorganizatsii intellektual'nykh robototekhnicheskikh sistem (Using the genetic algorithms in problems of machine learning and self-organization of intelligent robotic systems), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie. Prilozhenie*, 2008, no. 9, pp. 2—10 (in Russian).

21. **Makarov I. M., Lokhin V. M., Man'ko S. V., Romanov M. P., Kadochnikov M. V.** Tekhnologii obrabotki znanii v zadachakh upravleniya avtonomnymi mekhatronno-modul'nymi rekonfiguriruemymi robotami (Knowledge processing technologies in control problems of autonomous mechatronic-modular configurable robots), *Informatsionnye tekhnologii. Prilozhenie,* 2010, no. 8, 32 p. (in Russian).

22. **Lior Rokach**, **Oded Maimon**. Data mining with decision trees: theory and applications, World Scientific Pub Co Inc., 2008, 244 p.

23. **Xindong Wu., Vipin Kumar, J. Ross Quinlan, Joydeep Ghosh, Qiang Yang, Hiroshi Motoda, Geoffrey J. McLachlan, Angus Ng, Bing Liu, Philip S. Yu., Zhi-Hua Zhou, Michael Steinbach, David J. Hand, Dan Steinberg.** Top 10 algorithms in data mining, *Knowl. Inf. Syst.*, 2008, 14 (1), pp. 1—37.

24. **Quinlan J. R.** Induction of Decision Trees, *Machine Learning*, Kluwer Academic Publishers, 1986, pp. 81—106.

25. **Shannon C. E.** A Mathematical Theory of Communication, *Bell System Technical Journal*, 1948, July & October, 27, pp. 379—423, 623—656.

26. **Mitchell T. M.** Machine Learning, The Mc-Graw-Hill Companies, Inc. 1997, 414 p.

27. **Rayi Chang, Chia-Yen Lo, Wen-De Su, Jen-Chieh Wang.** Query-Based Learning Decision Tree and its Applications in Data Mining, *Proceedings of the 2006 Joint Conference on Information Sciences, JCIS 2006, Kaohsiung, Taiwan, ROC*, October 8—11, 2006. doi:10.2991/jcis.2006.49

28. **Kokol P., Mernik M., Zavrsnik J., Kancler K., Malčić I**. Decision trees based on automatic learning and their use in cardiology, *Journal of Medical Systems*, vol. 18, iss. 4, pp. 201—206.

29. **Dash M., Liu H.** Feature Selection for Classification, *Intelligent Data Analysis — An International Journal*, Elsevier, 1997, vol. 1, no. 3, pp. 131—156.

30. **Stentz A.** Optimal and Efficient Path Planning for Partially-Known Environments, *Proc. of the International Conference on Robotics and Automation*, 1994, May, pp. 3310—3317.

31. **Stentz A.** The Focussed D* Algorithm for Real-Time Replanning, *Proc. of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*, August 1995, pp. 1652—1659.