

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

Механизмы самообучения в мультиагентных робототехнических группировках на основе эволюционного леса деревьев классификации*

Рассматриваются различные подходы к решению задач самообучения интеллектуальных автономных роботов с использованием методов построения деревьев и лесов классификации для поиска скрытых закономерностей при анализе массивов сенсорных данных, аккумулирующих опыт работы в условиях неопределенности. Обоснована перспективность применения метода построения лесов классификации для организации процессов самообучения в мультиагентных робототехнических системах (МАРС). Развивается новый подход к реализации самообучения в МАРС, основанный на сочетании методов построения лесов классификации и эволюционных вычислений. Показано, что метод эволюционного леса деревьев классификации может служить конструктивной базой для создания интеллектуальных автономных самообучающихся роботов, совместно функционирующих в составе мультиагентной группировки и способных не только самостоятельно накапливать собственные знания, но и обмениваться ими с приобщением к собственному опыту. Приводятся результаты моделирования, подтверждающие эффективность предложенного подхода.

Ключевые слова: автономный робот, мультиагентная робототехническая группировка, интеллектуальная система управления, самообучение, деревья классификации, леса деревьев классификации

Введение

Главный фактор, определяющий функциональные и адаптивные возможности современных и перспективных образцов автономных роботов, связан с применением интеллектуальных технологий управления, основанных на использовании средств и методов обработки знаний. Совокупность знаний, которая априорно закладывается в состав интеллектуальной бортовой системы управления автономным роботом и регламентирует его целесообразное поведение в тех или иных ситуациях, в общем случае может и должна пополняться по результатам самообучения на основе анализа накапливаемого опыта. Исследования, активно проводимые в этой области, со всей убедительностью свидетельствуют о том, что реализация механизмов самообучения позволяет обеспечить существенное расширение адаптивных свойств интеллектуальных автономных роботов, действующих в условиях неопределенности.

Многообразие задач и способов прикладного применения автономных роботов в сочетании с совокупностью соответствующих типов и форм проявления неопределенностей обуславливают возможность различных вариантов организации процессов самообучения.

В связи с этим особый интерес представляет проблематика самообучения автономных роботов,

функционирующих в рамках объединенной группировки, где приобретение новых знаний может осуществляться как за счет их индивидуального формирования, так и путем взаимного обмена.

Данная статья продолжает цикл авторских публикаций, посвященных вопросам группового управления автономными роботами, которые должны обеспечивать совместное решение поставленных прикладных задач, взаимодействуя друг с другом в составе мультиагентных систем [1–7]. В ней рассматриваются различные подходы к решению задач самообучения интеллектуальных автономных роботов с использованием методов построения деревьев и лесов классификации для поиска скрытых закономерностей при анализе массивов сенсорных данных, аккумулирующих опыт работы в различных условиях. Обоснована перспективность применения метода построения лесов классификации для организации процессов самообучения в мультиагентных робототехнических системах (МАРС). Развивается новый подход к реализации самообучения в МАРС, основанный на сочетании методов построения лесов классификации и эволюционных вычислений. Показано, что метод эволюционного леса деревьев классификации может служить конструктивной базой для создания интеллектуальных автономных самообучающихся роботов, совместно функционирующих в составе мультиагентной группировки и способных не только самостоятельно накапливать собственные знания, но и обмениваться

* Работа выполнена в рамках проекта РФФИ № 16-29-04379.

ими с приобщением к собственному опыту. Приводятся результаты моделирования, подтверждающие эффективность предложенного подхода.

Возможности и перспективы применения методов построения деревьев и лесов классификации в задачах самообучения автономных роботов

Интеллектуальные и адаптивные свойства робота, предназначенного для работы в условиях неопределенной или изменяющейся обстановки, характеризуются не только (и не столько) его способностью к принятию необходимого управляющего решения на основе имеющихся знаний, сколько возможностью их приобретения в режиме самообучения.



Рис. 1. Обобщенная структура интеллектуальной системы управления автономным роботом с контуром самообучения

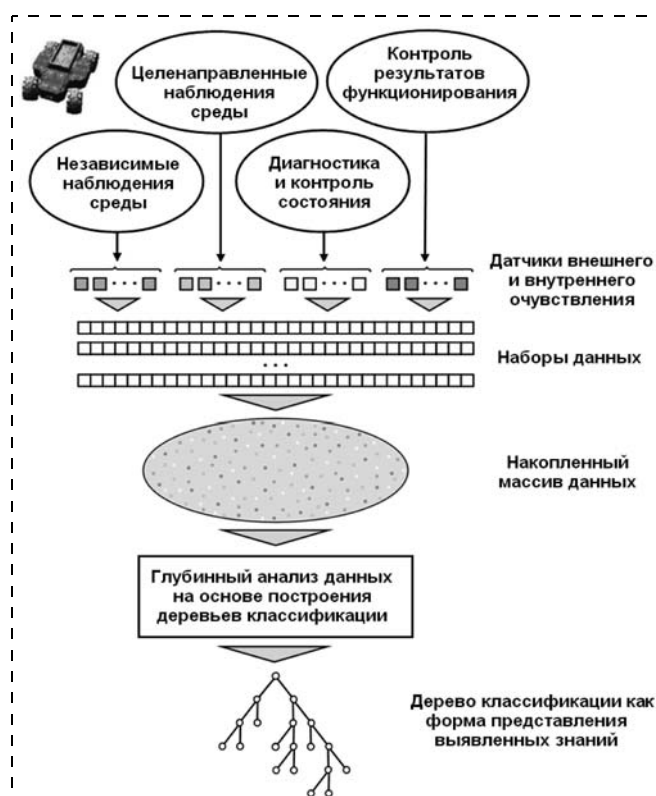


Рис. 2. Организация процесса самообучения автономного робота на основе анализа сенсорных данных с помощью метода построения деревьев классификации

При всем многообразии задач самообучения интеллектуальных роботов (включая установление закономерностей внешнего мира, выявление условий эффективного использования собственных функциональных возможностей или синтез алгоритмов управления) главным (а нередко и единственным) источником новых знаний могут служить проводимые наблюдения и накапливаемый опыт. В конечном итоге и та и другая информация аккумулируется в потоках данных, поступающих от бортового комплекса измерительных средств, подсистемы внутренней диагностики или по каналам внешней связи. При этом набор данных, соответствующих каждому определенному моменту времени, представляет собой неявную форму описания текущей ситуации, характеризующейся состоянием среды, робота, стадией выполнения поставленной ему задачи, принятыми решениями по управлению и результативностью их отработки. Анализ сохраняемых наборов данных такого рода предполагает выявление специфических, ранее неизвестных зависимостей между различными параметрами функционирования робота, его внешней среды, окружающей обстановки и т.д. с последующим учетом обнаруженных закономерностей при формировании требуемых управляющих воздействий. В этом случае обобщенная структура интеллектуальной системы управления роботом дополняется контуром самообучения (рис. 1).

Эффективным инструментом вывода знаний при обработке больших массивов разнородных данных является метод построения деревьев классификации (деревьев принятия решений), основанный на последовательном разделении множества имеющихся примеров по принципу прироста информации [8, 9]. Полученное в результате дерево решений регламентирует классификацию анализируемых решений в виде системы правил "ЕСЛИ — ТО, ИНАЧЕ", имеющих легко интерпретируемую структуру с точки зрения их последующего использования.

Известные алгоритмы реализации этого метода обладают двумя основными недостатками:

- склонностью к переобучению (что приводит к переусложнению структуры формируемого дерева и снижению обобщающей способности построенной классификации);
- неоптимальностью жадной стратегии наращивания дерева в процессе его построения.

Для устранения перечисленных недостатков применяются различные эвристические приемы.

Проводимые исследования показывают, что применение этого метода открывает широкие перспективы для создания средств самообучения интеллектуальных автономных роботов (рис. 2), обеспечивая возможность повышения их адаптивных свойств за счет приобретения новых знаний, например, о характере собственных перемещений при движении вдоль различных участков местности [7]. При этом в общем случае процесс самообучения должен осуществляться в соответствии с не-

которыми целевыми критериями, позволяющими оценить значимость обнаруживаемых закономерностей, выявить (и отсеять) ложные корреляции случайного характера и т.д.

Альтернативный вариант решения задач глубокого анализа данных связан с использованием метода леса деревьев классификации (Random Forest) [10], формируемых независимо по случайной подвыборке со случайным подмножеством доступных параметров. Соответствующая модель принятия решений основана на различных вариантах реализации голосования по всем деревьям в совокупности путем определения усредненного либо наиболее популярного ответа (рис. 3, см. вторую сторону обложки). Главная сильная сторона такой модели заключается в том, что деревья леса, построенные на основе случайных подмножеств данных, имеют различный профиль переобучения, который практически исключается при усреднении выдаваемых ответов. Имеющиеся недостатки определяются громоздкостью модели и более сложной процедурой принятия решений, предполагающей проведение опроса всех деревьев леса.

Специфика метода обуславливает возможность его эффективной реализации на многопроцессорных структурах с привлечением технологии параллельных вычислений (что является навряд ли приемлемым вариантом с позиций принятых подходов к созданию аппаратно-программных средств бортовых систем управления автономными роботами).

Кроме того, метод леса деревьев классификации в его обычном понимании явно не рассчитан на потоковое обучение, которое для робототехники является актуальным в первую очередь (в том числе с точки зрения выявления закономерностей об условиях проходимости рельефа местности непосредственно в процессе движения автономного мобильного робота [7]).

Тем не менее, сам принцип построения леса деревьев классификации по случайным подвыборкам данных тесно коррелирует с идеями организации процессов самообучения автономных роботов, имеющих общую среду функционирования и действующих в составе многоагентной группировки.

В этом смысле несомненный интерес могла бы представлять некая модификация метода леса, удовлетворяющая трем основным требованиям:

- реализуемости в составе бортовых систем управления автономными роботами с учетом принципов построения их программно-аппаратных средств;
- поддержки процедур принятия решений с использованием множества деревьев классификации, формируемых по ходу обработки поступающих сенсорных данных;
- обеспечения возможности самообучения роботов не только за счет обобщения индивидуально приобретаемого опыта, но и путем взаимного обмена накапливаемых знаний.

Метод эволюционных лесов для решения задач самообучения в автономных робототехнических и мультиагентных системах на основе анализа накапливаемых массивов сенсорных данных

Один из перспективных путей решения задач самообучения автономных роботов на основе анализа собираемых сенсорных данных связан с развитием нового подхода, предполагающего формирование леса деревьев классификации с привлечением методов и алгоритмов эволюционного поиска [11].

В этом случае деревья леса рассматриваются в качестве хромосом, одно поколение которых будет обеспечивать появление другого в рамках процесса эволюции, осуществляемой непосредственно в процессе функционирования самообучающейся системы.

Исходная популяция деревьев вида $T_i: (S_i, X_i, Y_i, N_i, F_i)$ (где S_i — случайная выборка примеров; X_i и Y_i — множества входных и целевых параметров; N_i и F_i — структура и полезность дерева) создается по некоторой первоначально накопленной совокупности примеров.

Каждая следующая популяция образуется из лучших представителей очередного поколения и может включать дополнительные особи, получаемые по обмену между самообучающимися системами.

Отбор лучших особей осуществляется по оценкам их полезности, определяемой точностью соответствующего дерева классификации. (Следует заметить, что общепринятое понятие "точности" дерева решений (классификации) определяется отношением правильно классифицированных и общего числа примеров.)

Принятие решений обеспечивается путем голосования по набору отобранных деревьев текущего поколения.

Таким образом, итерационная процедура, реализующая метод эволюционных лесов для решения задач самообучения автономных роботов и мультиагентных робототехнических систем, предполагает выполнение следующих основных шагов.

1. *Переоценка деревьев.* На множестве примеров S' , полученных с предыдущей итерации, осуществляется оценка полезности (progressive validation [12]) имеющихся деревьев классификации.

Значение полезности определяется как экспоненциальное скользящее среднее:

$$F_{i+1} = F_i d + F_{i+1}^{emp} (1 - d),$$

где F_i — текущее значение полезности; F_{i+1}^{emp} — измеренная на новых примерах точность; d — постоянная, определяющая степень изменчивости параметров и выбираемая из диапазона (0, 1).

При этом под точностью понимается вероятность верной классификации, вычисляемая как отношение правильно классифицированных объектов к их общему числу.

2. *Обновление выборки.* Все полученные с предыдущей итерации примеры S' добавляются в подвы-

борку случайному подмножеству деревьев. Для обрванной группы деревьев осуществляется подсчет значений в соответствующих полученных примерам листьях.

3. *Рекомбинация.* Последовательно выбираются n деревьев $T_1: (S_1, X_1, Y_1, N_1, F_1)$, $T_2: (S_2, X_2, Y_2, N_2, F_2)$, ..., $T_n: (S_n, X_n, Y_n, N_n, F_n)$, на основании которых создается новое дерево $T': (S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_n, X_1 \cup X_2 \cup \dots \cup X_n, Y_1, N', (F_1 + F_2 + \dots + F_n)/n)$. Полученное дерево добавляется в выборку.

4. *Добавление/удаление вершин дерева.* Пропорционально значению функции полезности F деревьям назначается максимальное число узлов, которое они могут иметь. Для всех деревьев выполняются операции добавления узла или удаления наименее важного узла до достижения назначенного числа листьев.

Процедуру добавления узла можно определить как поиск такого разбиения одного из листьев, которое максимизирует прирост информации о целевых параметрах Y . Удаление узла соответствует поиску предлистовой вершины, обрезание которой даст минимальную потерю итогового прироста информации по обучающей выборке.

5. *Добавление/удаление примеров и параметров.* Пропорционально значению функции полезности F всем деревьям назначается допустимое число примеров S_i . В случае превышения допустимого для дерева числа примеров наименее значимые из них удаляются. При этом удаление примеров проводится из соображений минимизации изменений значений в листьях дерева.

То же самое выполняется для доступных деревьям параметров X . Соответствующая процедура обеспечивает удаление параметров в порядке возрастания их вхождений в структуру дерева.

6. *Удаление деревьев.* Все деревья, имеющие число примеров, параметров или узлов меньшее, чем определенные пороговые значения, удаляются из выборки.

В общем случае принятие решений на основе формируемого таким образом эволюционного леса осуществляется путем голосования по всем деревьям с определением средневзвешенного ответа. При этом необходимые весовые коэффициенты задаются значениями полезности отдельных деревьев.

На практике процедура принятия решений существенно упрощается за счет исключения из опроса тех деревьев леса, полезность которых не превышает априорно установленного порога.

Следует отметить, что алгоритмическая (и программная) реализация предложенного метода будет обладать существенным числом задаваемых параметров, как, впрочем, и любой эволюционный или генетический алгоритм. Эта особенность, с одной стороны, позволяет обеспечить тонкую настройку алгоритма, а с другой, обуславливает сложность разработки и верификации соответствующего программного обеспечения.

Тем не менее, метод эволюционных лесов представляет явный интерес для решения задач глубокого анализа данных и выявления скрытых закономерностей благодаря целому ряду несомненных достоинств, открывающих перспективы его использования как основы создания средств самообучения автономных роботов, в том числе совместно функционирующих в составе мультиагентных систем:

- сочетание возможностей по формированию новых и обобщению поступающих извне знаний, которые представляются в виде деревьев классификации;
- автоматическое ранжирование деревьев классификации по степени их полезности (что позволяет обеспечить быстроту принятия решений за счет опроса ограниченного числа деревьев с наибольшим показателем полезности);
- косвенная фильтрация анализируемых примеров и параметров на шум и нерепрезентативность.

Организация процессов самообучения в автономных роботах и мультиагентных робототехнических системах на основе метода эволюционных лесов

В соответствии с общепринятой концепцией построения интеллектуальных систем управления автономными роботами обязательным элементом их структуры является база знаний, оговаривающих правила целесообразного поведения и предполагаемые закономерности окружающего мира. Очевидно, что объем этих знаний, закладываемых на стадии разработки или предподготовки робота, будет во многом определять его адаптационные возможности, а в конечном итоге и эффективность функционирования в условиях неопределенной среды.

Перспективы повышения адаптивных свойств автономных роботов, оснащаемых интеллектуальной бортовой системой управления, связаны с привлечением средств и методов самообучения для приобретения новых знаний на основе анализа опыта и результатов своего функционирования.

В данном контексте организация процессов самообучения систем управления автономными роботами предполагает необходимость введения интеллектуальной обратной связи, реализующей смысловую интерпретацию поступающего потока разнородной сенсорной информации и включающей в качестве дополнительного структурного элемента модель внешнего мира.

Использование метода эволюционных лесов открывает широкие возможности для решения задач глубокого анализа сенсорных данных, формирования новых и обобщения поступающих извне знаний по ходу функционирования автономных роботов, в том числе действующих в составе объединенных мультиагентных группировок.

Взаимный обмен знаниями как важнейший аспект самообучения роботов в составе мультиагентной системы должен осуществляться по каналам беспроводной сетевой связи.

Одним из наиболее показательных примеров по оценке эффективности применения средств и методов самообучения автономных роботов может служить планирование целенаправленного перемещения мобильной платформы по пересеченной местности с учетом приобретаемых непосредственно в процессе движения знаний о характеристиках проходимости тех или иных типов участков. Проведенные исследования убедительно свидетельствуют, что эффективность функционирования автономного мобильного робота при выходе в заданную целевую точку (по таким показателям, как время и скорость движения, протяженность пройденного маршрута с учетом обхода препятствий и т.д.) удастся существенно улучшить за счет повышения уровня адаптации на основе самообучения по методу построения деревьев классификации [7].

В связи с этим крайний интерес и актуальность приобретает вопрос о возможности дополнительного повышения адаптивности автономных роботов со средствами самообучения, реализуемого с использованием метода эволюционных лесов и допускающего взаимный обмен знаниями о характеристиках проходимости различных участков местности при совместной работе в составе многоагентных систем.

Постановка модельного эксперимента по оценке эффективности применения средств самообучения в целях повышения адаптивных возможностей системы управления автономными мобильными роботами, действующими в условиях неопределенности, определяется следующими основными положениями:

- средой функционирования роботов является местность, отдельные участки которой характеризуются различной окраской и проходимостью;
- карта местности считается априорно неизвестной, но подлежит постоянному уточнению с отображением участков местности, наблюдаемых бортовыми телекамерами роботов в процессе движения;
- фактические скорости движения роботов по тем или иным маршрутам изменяются пропорционально показателям проходимости соответствующих участков местности;
- оценки проходимости отдельных участков местности вычисляются по различию задаваемых и фактических значений скоростей движения роботов;
- факт столкновения роботов с непроходимыми элементами ландшафта подтверждается срабатыванием тактильных датчиков;
- параметры окраски и проходимости различных участков

местности сохраняются в базе данных систем управления роботов для последующего анализа и классификации в процессе самообучения;

- классификация, оперативно сформированная в процессе самообучения отдельного робота, может быть привлечена для прогноза показателей проходимости наблюдаемых участков местности на очередном этапе прокладки маршрута;
- планирование целенаправленных перемещений робота осуществляется на основе программной реализации известного алгоритма D* [13, 14], обеспечивающего возможность учета требований по минимизации стоимости формируемого маршрута на основе использования прогнозных показателей проходимости наблюдаемых участков местности;
- выполняемый эксперимент проводится в две стадии, на первой из которых планирование маршрута целенаправленного движения роботов по априорно неизвестной местности осуществляется с привлечением средств самообучения (построенных на базе метода эволюционных лесов), а на второй происходит повторное воспроизведение опыта с подключением возможностей по обмену знаниями как единственному принципиально важному дополнению к организации процессов самообучения роботов в составе мультиагентной системы (рис. 4, см. вторую сторону обложки).

На рис. 5 (см. вторую сторону обложки) приведены фрагменты одного из экспериментов по моделированию целенаправленных перемещений автономных мобильных роботов со средствами самообучения и взаимного обмена выявляемыми знаниями о характеристиках проходимости раз-

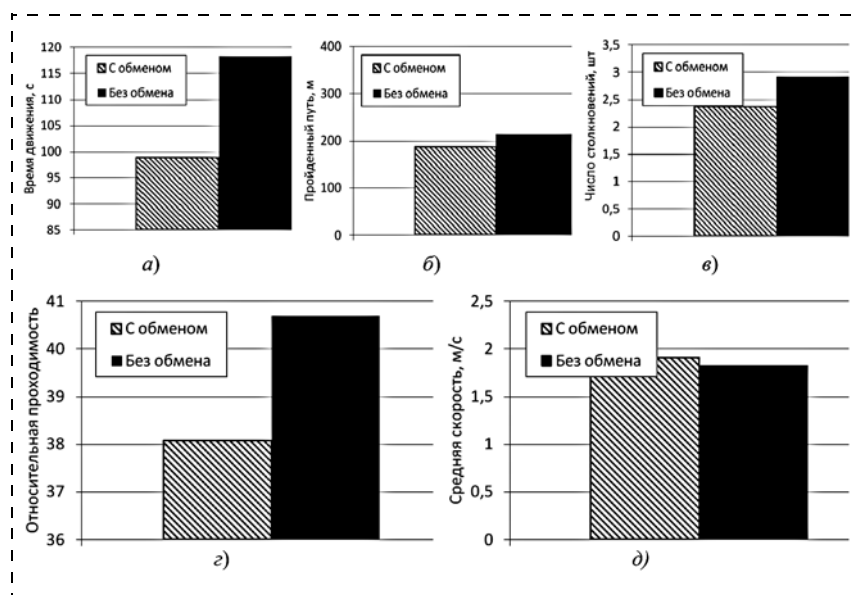


Рис. 6. Экспериментальные оценки эффективности применения средств самообучения для адаптации автономных мобильных роботов к априорно неизвестным характеристикам проходимости среды функционирования на основе взаимного обмена знаниями

личных участков местности при работе на общей территории.

Результаты моделирования убедительно свидетельствуют, что эффективность применения средств самообучения для адаптации автономных мобильных роботов к априорно неопределенным характеристикам проходимости среды функционирования существенно возрастает при обеспечении возможностей взаимного обмена приобретаемыми знаниями (рис. 6, а—д).

Заключение

Разработанный метод эволюционных лесов деревьев классификации открывает широкие возможности для решения задач глубинного анализа больших массивов данных применительно к различным приложениям, особое место среди которых занимает робототехника.

Способность к обобщению накопленного опыта, самообучению и прогнозу являются важнейшими характеристиками робототехнической системы, определяющими надежность и качество ее функционирования с учетом необходимой адаптации к условиям неопределенности внешней среды. При работе в составе многоагентных группировок одним из ключевых аспектов самообучения автономных роботов становится организация обмена и взаимодополнения выявленных знаний.

Принципиальная реализуемость механизмов самообучения автономных роботов (в том числе с обменом приобретаемыми знаниями в составе многоагентной группировки) на основе метода эволюционных лесов подтверждается результатами моделирования.

Однако практическое использование развиваемого подхода при создании интеллектуальных систем управления автономными мобильными роботами с самообучением предполагает необходимость исследований по целому ряду фундаментально 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, ситуации и явлений на основе комплексного применения технологии нейросетевых структур;
- обобщенные критерии целесообразности функционирования интеллектуальных систем, во многом определяющие предметную составляющую задач самообучения.

Список литературы

1. Макаров И. М., Лохин В. М., Манько С. В., Романов М. П., Крюченков Е. Н., Кучерский Р. В., Диане С. А. 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. 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 № 3, 2014.
6. Лохин В. М., Манько С. В., Романов М. П., Александрова Р. И., Диане С. А. К. Принципы построения и программно-алгоритмическое обеспечение человеко-машинного интерфейса для автономных роботов и мультиагентных робототехнических систем // Мехатроника, автоматизация, управление. 2016. № 9. С. 606—614.
7. Лохин В. М., Манько С. В., Александрова Р. И., Диане С. А. К., Панин А. С. Механизмы интеллектуальных обратных связей, обработки знаний и самообучения в системах управления автономными роботами и мультиагентными робототехническими группировками // Мехатроника, автоматизация, управление. 2015. № 8. С. 545—555.
8. Lior Rokach, Oded Maimon. Data mining with decision trees: theory and applications. World Scientific Pub Co Inc., 2008.
9. 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. N. 14 (1). P. 1—37.
10. Leo Breiman. Random Forests. Machine Learning, October 2001. Vol. 45, Iss. 1. P. 5—32.
11. Melanie Mitchell. An Introduction to Genetic Algorithms. Cambridge MA: MIT Press, 1996.
12. Blum A., Kalai A., Langford J. Beating the hold-out: bounds for K-fold and progressive cross-validation // Proc. of the 10th Annual Conference on Computational Theory. 1999. P. 203—208.
13. Stentz A. Optimal and Efficient Path Planning for Partially-Known Environments // Proc. of the International Conference on Robotics and Automation. May 1994. P. 3310—3317.
14. Stentz A. The Focussed D* Algorithm for Real-Time Replanning // Proc. of the International Joint Conference on Artificial Intelligence. August 1995. P. 1652—1659.

Self-Learning Mechanisms in the Multi-robot Systems Based on the Evolution Forests and Classification Trees

V. M. Lokhin, cpd@mirea.ru, S. V. Manko, cpd@mirea.ru, S. A. K. Diane, sekoudiane1990@gmail.com✉, A. S. Panin, sasha_panin@mail.ru, R. I. Alexandrova, cpd@mirea.ru, Moscow State Technical University MIREA, Moscow, 119454, Russian Federation,

Corresponding author: Diane Seku A. K., Ph.D., Associate Professor, Moscow State Technical University MIREA, Moscow, 119454, Russian Federation, e-mail: sekoudiane1990@gmail.com

Received on May 25, 2016

Accepted on June 14, 2016

The article investigates different approaches to the problem of autonomous robots' self-learning. The knowledge, which a priori is introduced into the on-board control system of an intelligent autonomous robot for control of its expedient behavior in certain situations, should, in general, be supplemented with the results of the self-learning based on the analysis of the accumulated experience. A variety of the autonomous robots' applications in combination with the diversity of the environmental uncertainty types makes possible several options for augmentation of knowledge. The authors employ the construction methods of the classification trees and the decision forests to find the hidden patterns in the arrays of the sensory data, which accumulate the experience, gathered by the robots operating in a complex environment. The prospects of the decision forests construction method were demonstrated for organization of the self-learning processes in the multi-robot systems (MRS). A new approach to MRS self-learning was developed based on a combination of the decision forests and evolutionary computation methods. It was proved that the method of the evolutionary decision forests can serve as a constructive basis for development of the intelligent self-learning autonomous robots operating together within a multi-robot system. The authors demonstrated that the role of the robotic agents was not confined to accumulation of their own sensory data, but that they were also capable of a knowledge exchange and its incorporation into their personal experience. The results of the model simulation are presented, confirming the effectiveness of the proposed approach.

Keywords: autonomous robot, multi-robot system, intelligent control system, self-learning, classification trees, evolutionary decision forests

Acknowledgement: This research was supported by the Russian Foundation for Basic Research within the framework of project no. 16-29-04379.

For citation:

Lokhin V. M., Manko S. V., Diane S. A. K., Panin A. S., Alexandrova R. I. Self-Learning Mechanisms in the Multi-robot Systems Based on the Evolution Forests and Classification Trees, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2017, vol. 18, no. 3, pp. 159–165.

DOI: 10.17587/mau.18.159-165

References

1. Makarov I. M., Lokhin V. M., Manko S. V., Romanov M. P., Kriuchenkov E. N., Kucherskiy R. V., Diane S. A. Multiagentnye robototekhnicheskie sistemy: primery i perspektivy primeneniya (Multi-robot systems: application examples and perspectives), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2012, no. 2, pp. 22–32 (in Russian).
2. Makarov I. M., Lokhin V. M., Manko S. V., Romanov M. P. Printsipy postroyeniya i problemy razrabotki multiagentnykh robototekhnicheskikh sistem (Multi-robot systems construction principles and development problems), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2012, no. 3, pp. 11–16 (in Russian).
3. Makarov I. M., Lokhin V. M., Manko S. V., Romanov M. P., Kriuchenkov E. N., Kucherskiy R. V., Hudak Iu. I. Modeli i algoritmy planirovaniya deistviy i raspredeleniya zadaniy v multiagentnykh robototekhnicheskikh sistemakh (Models and algorithms of task planning and distribution in multi-robot systems), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2012, no. 5, pp. 44–50 (in Russian).
4. Lokhin V. M., Manko S. V., Romanov M. P., Diane S. A. K. Sposoby predstavleniya znaniy i osobennosti funkcionirovaniya multiagentnykh robototekhnicheskikh sistem (Ways to represent knowledge and operation issues of multi-robot systems), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2014, no. 1, pp. 36–39 (in Russian).
5. Lokhin V. M., Manko S. V., Romanov M. P., Diane S. A. K., Tripolskiy P. E., Karpov S. A. Modeli i algoritmy ocenki chislennosti sostava multiagentnykh robototekhnicheskikh sistem (Models and algorithms of agent number estimation in multi-robot systems), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2014, no. 3 (in Russian).
6. Lokhin V. M., Manko S. V., Romanov M. P., Alexandrova R. I., Diane S. A. K. Printsipy postroyeniya i programno-algoritmicheskoe obespechenie cheloveko-mashinnogo interfeisa dlia avtonomnykh robotov i multiagentnykh robototekhnicheskikh sistem (Man-machine interface for autonomous robots and multi-agent robotic systems), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2016 no. 9 (in Russian).
7. Lokhin V. M., Manko S. V., Alexandrova R. I., Diane S. A. K., Panin A. S. Mehanizmy intellektualnykh obratnykh svyazei, obrabotki znaniy i samoobucheniya v sistemakh upravleniya avtonomnymi robotami i multiagentnymi robototekhnicheskimi gruppirovkami (Intelligent feedback, knowledge processing and self learning in the control systems of autonomous robots and multi-agent robotic groups), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2015, no. 9 (in Russian).
8. Lior Rokach, Oded Maimon. Data mining with decision trees: theory and applications. World Scientific Pub Co Inc., 2008.
9. 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.
10. Leo Breiman. Random Forests, *Machine Learning*, October 2001, vol. 45, iss. 1, pp. 5–32.
11. Melanie Mitchell. An Introduction to Genetic Algorithms. Cambridge MA: MIT Press, 1996.
12. Blum A., Kalai A., and Langford J. 1999. Beating the hold-out: bounds for K-fold and progressive cross-validation, *Proceedings of the 10th Annual Conference on Computational Theory*, 1999, pp. 203–208.
13. Stentz A. Optimal and Efficient Path Planning for Partially-Known Envi-ronments, *Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation*, May 1994, pp. 3310–3317.
14. Stentz A. The Focussed D* Algorithm for Real-Time Replanning, *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*, August 1995, pp. 1652–1659.