

В. Б. Мелехин, д-р техн. наук, проф., pashka1602@rambler.ru,
Дагестанский государственный технический университет, г. Махачкала,
М. В. Хачумов, канд. физ.-мат. наук, ст. науч. сотр., khmike@ribox.ru,
Федеральный исследовательский центр "Информатика и управление" РАН,
Институт программных систем им. А. К. Айламазяна РАН, с. Вельхово, Ярославская обл.

Процедуры самообучения автономных интеллектуальных мобильных систем в нестабильных априори неописанных проблемных средах*

Решаются актуальные проблемы искусственного интеллекта, связанные с разработкой когнитивных инструментов наглядно-действенного мышления автономных интеллектуальных мобильных систем, обеспечивающих им возможность организации целесообразного поведения в априори неописанных проблемных средах. Разработан алгоритм самообучения с активно-пассивной логикой поведения, позволяющий интеллектуальным системам автоматически формировать условные программы целесообразного поведения, отражающие закономерности преобразования различных ситуаций априори неописанной, нестабильной проблемной среды. Характерной особенностью предложенного алгоритма самообучения является имитация отработки пробных действий в текущих условиях функционирования, что наделяет интеллектуальную систему способностью к изучению закономерностей проблемной среды без изменений в процессе самообучения текущих условий функционирования, которые могут быть не связаны с заданной целью целесообразного поведения. Для формального описания текущих ситуаций проблемной среды, а также условных сигналов, закрепляемых в формируемых условных программах целесообразного поведения, предложено использовать нечеткие семантические сети. Это позволяет автономным интеллектуальным мобильным системам накапливать опыт целесообразного поведения безотносительно к конкретной предметной области и переносить его в новые условия априори неописанной проблемной среды, аналогичные ранее изученным условиям функционирования. Найдены граничные оценки сложности алгоритмов самообучения, имеющие полиномиальную зависимость от числа вершин сравниваемых между собой нечетких семантических сетей в процессе самообучения и мощности множества обрабатываемых интеллектуальной системой пробных действий, представленных в ее памяти в виде фреймподобных нечетко заданных конструкций. Проведено имитационное моделирование целесообразного поведения автономных интеллектуальных систем, организованное на основе предложенного алгоритма самообучения, показавшее его работоспособность и эффективность использования для адаптации интеллектуальных систем к априори неописанным, нестабильным проблемным средам. Практическая значимость полученных результатов заключается в эффективности их использования для разработки решателей задач автономных интеллектуальных мобильных систем различного назначения, обеспечивающих возможность выполнения сложных заданий в априори неописанных реальных проблемных средах.

Ключевые слова: априори неописанная проблемная среда, автономная интеллектуальная система, нечеткая семантическая сеть, алгоритмы самообучения, условная программа целесообразного поведения

Введение

Актуальной проблемой искусственного интеллекта является разработка интеллектуального решателя задач для автономных интеллектуальных мобильных систем (АИМС), способных выполнять различные по сложности задания в априори неописанных условиях проблемной среды. Одним из подходов к решению данной проблемы является создание интеллектуального решателя задач, который обеспечивает АИМС возможность автоматического планирования

целесообразного поведения в априори неописанных проблемных средах на основе когнитивных инструментов наглядно-действенного мышления [1].

В основу построения когнитивных инструментов наглядно-действенного мышления АИМС закладывается формализация механизмов рефлекторного поведения живых систем, опирающихся на метод проб и ошибок, а также средства избирательности поступающей из проблемной среды информации [2, 3]. Полученные таким образом инструментальные средства позволяют АИМС выявлять результативные действия с точки зрения достижения текущей цели или подцели поведения при высоком уровне

*Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 21-71-10056, <http://rscf.ru/project/21-71-10056>.

априорной неопределенности условий функционирования. Иначе говоря, на основе наглядно-действенного мышления организуется целесообразная деятельность АИМС, которая опирается на информацию, поступающую из проблемной среды, отрабатываемые интеллектуальной системой пробные действия, а также на формальное описание условий успешной отработки различных пробных действий и получаемых на этой основе результатов [4].

Когнитивные инструменты наглядно-действенного мышления позволяют АИМС формировать условные программы целесообразной деятельности (УПЦД), представляющие собой упорядоченную последовательность следующих элементарных актов поведения:

$$a_{i_2}^1 \& b_{i_1}^1 \rightarrow a_{i_2}^2 \text{ и } a_{i_2}^1 \& b_{i_1}^1 \rightarrow c_{i_3},$$

где $b_{i_1} \in B$, $B = \{b_{i_1}\}$, $i_1 = \overline{1, n_1}$, — множество действий, отрабатываемых АИМС; $a_{i_2} \in A$, $A = \{a_{i_2}\}$, $i_2 = \overline{1, n_2}$, — множество сигналов, характерных для различных состояний проблемной среды; $c_{i_3} \in C$, $C = \{c_{i_3}\}$, $i_3 = \overline{1, n_3}$, — множество безусловных сигналов, определяемых исходя из функционального назначения АИМС.

Каждый элементарный акт поведения $a_{i_2}^1 \& b_{i_1}^1 \rightarrow a_{i_2}^2$ означает, что если АИМС наблюдает в проблемной среде условный сигнал $a_{i_2}^1 \in A$, то отрабатываемое ею действие $b_{i_1}^1 \in B$ приводит к появлению в ней условного сигнала $a_{i_2}^2 \in A$. Данные элементарные акты поведения закрепляются в формируемой УПЦД, если отработка интеллектуальной системой соответствующих им действий позволяет устранить одно из различий между текущей и целевой ситуациями проблемной среды.

Произвольный сигнал проблемной среды $a_{i_2} \in A$ приобретает статус условного сигнала и вызывает у АИМС входящие за ним в структуру УПЦД условные реакции после его закрепления в процессе самообучения в формируемой условной программе целесообразной деятельности. Что же касается появления в проблемной среде безусловных сигналов $c_{i_3} \in C$, то это сигнализирует АИМС о том, что в текущих условиях функционирования обеспечены необходимые условия для достижения соответствующей им подцели или цели поведения после выполнения определяемых этими сигналами безусловных реакций.

Необходимо отметить, что для формализации наглядно-действенного мышления и со-

ответствующего ему поведения АИМС можно использовать различные виды роевых [5–7] и генетических [8–10] алгоритмов, а также нейронные сети [11, 12], если их предварительно наделить подсистемой самообучения. Однако применение данных принципов организации наглядно-действенного мышления позволяет эффективным образом организовать целесообразную деятельность АИМС только на уровне безусловного поведения живых систем, так как в них не реализуются эффективные механизмы избирательности поступающей из проблемной среды информации и автоматического наращивания элементарных актов поведения в формируемых УПЦД.

Обойти данные недостатки позволяет применение ситуационного подхода к организации принятия решений [13] и различных алгоритмов самообучения, предусматривающих возможность имитации отработки пробных действий на основе формального описания модели текущей ситуации проблемной среды в виде нечеткой семантической сети [14]. Эффективность такого подхода к построению наглядно-действенного мышления АИМС обусловлена тем, что в этом случае процесс самообучения реализуется без внесения в текущее состояние проблемной среды изменений, возникающих в результате непосредственной отработки интеллектуальной системой пробных действий. Это позволяет избежать проблемы, связанной с тем, что непосредственно отрабатываемые пробные действия могут быть вообще не связанными с достижением заданной на текущий момент времени цели поведения и могут даже приводить в проблемной среде к изменениям, препятствующим выполнению полученного АИМС задания.

К инструментальным средствам наглядно-действенного мышления АИМС, лишенным недостатков рассмотренных выше различных принципов, на основе которых можно организовать целесообразное поведение интеллектуальных систем, следует отнести алгоритмы самообучения в априори неописанных проблемных средах с активной логикой поведения [4]. Однако такие алгоритмы не позволяют АИМС эффективным образом организовать самообучение в нестабильных проблемных средах, в которых происходят изменения текущих условий функционирования независимо от отрабатываемых интеллектуальной системой действий. В связи с этим возникает необходимость в разработке эффективного алгоритма само-

обучения, позволяющего организовать целесообразное поведение АИМС в нестабильных проблемных средах. Решению данной проблемы и посвящается настоящая статья, в которой предлагается эффективный алгоритм самообучения АИМС в нестабильной проблемной среде с активно-пассивной логикой поведения.

Постановка задачи

Рассмотрим АИМС, оснащенную моторной системой, манипулятором и техническим зрением, что обеспечивает интеллектуальной системе возможность отрабатывать множество различных действий $b_{i_1} \in B$ в текущих ситуациях проблемной среды $S_{i_4} \in S$, $S = \{S_{i_4}\}$, $i_4 = \overline{1, n_4}$, и наблюдать за происходящими изменениями на основе появляющихся в ней сигналов $a_{i_5} \in A$.

Отработка различных действий $b_{i_1} \in B$ позволяет АИМС передвигаться в проблемной среде и манипулировать находящимися в среде объектами $o_{i_5}(X_{i_5}) \in O$, $O = \{o_{i_5}(X_{i_5})\}$, $i_5 = \overline{1, n_5}$, где X_{i_5} — множество характеристик $o_{i_5}(X_{i_5})$ объекта среды, по которым интеллектуальная система способна его идентифицировать.

При этом принцип построения и технические характеристики перечисленных выше подсистем АИМС практически не оказывают влияния на организацию процесса планирования ее целесообразного поведения, а определяются функциональным назначением интеллектуальной системы или классом задач, на решение которых она ориентирована.

Пусть подсистема технического зрения АИМС обладает возможностью построения формального описания воспринимаемой в проблемной среде ситуации $S_{i_4} \in S$ в виде пассивной семантической сети $S_{i_4}^*$ [14]. Каждая такая сеть $S_{i_4}^*$ представляет собой помеченный граф:

$$G_{i_4} = (V_{i_4}, E_{i_4}),$$

где V_{i_4} — множество вершин, которые определяются находящимися в проблемной среде объектами $o_{i_5}(X_{i_5}) \in O$; E_{i_4} — множество ребер, помеченных количественными оценками $r_{i_6}^*$ отношений $r_{i_6} \in R$, $R = \{r_{i_6}\}$, $i_6 = \overline{1, n_6}$, которые сложились в проблемной среде между инцидентными им в семантической сети $S_{i_4}^*$ объектами и АИМС; R — множество различного вида отношений, которые могут выполняться между объектами и АИМС в проблемной среде.

Для имитации отработки пробных действий в процессе самообучения в текущих ситуациях проблемной среды, определяемых семантическими сетями $S_{i_4}^*$, каждое действие $b_{i_1} \in B$ в модели представления знаний АИМС имеет следующий формат описания:

*<Идентификатор действия b_{i_1} , "вход $S_{i_1}^I$ ",
"действие b_{i_1} ", "выход $S_{i_1}^P$ ">*

где $S_{i_1}^I$ — активная нечеткая семантическая сеть, соответствующая подситуации, определяющей условия, которые должны выполняться в проблемной среде для результативной отработки действия $b_{i_1} \in B$; $S_{i_1}^P$ — активная нечеткая семантическая сеть, соответствующая подситуации, характеризующей изменения, происходящие в проблемной среде в результате отработки АИМС действия $b_{i_1} \in B$.

Семантические сети $S_{i_1}^I$ и $S_{i_1}^P$ описываются в модели представления знаний АИМС соответственно в виде помеченных графов:

$$G_{i_1}^I = (V_{i_1}^I, E_{i_1}^I) \text{ и } G_{i_1}^P = (V_{i_1}^P, E_{i_1}^P),$$

где $V_{i_1}^I = V_{i_1}^P$ — множества активных вершин, которые в нечетких семантических сетях $S_{i_1}^I$ и $S_{i_1}^P$ определяются слотами $x_{i_1}^{i_7}(X_{i_1}^{i_7})$ [14]; $E_{i_1}^I$ — множество ребер сети $S_{i_1}^I$, помеченных нечеткими значениями $r_{i_6}^{**} = \langle T_{i_6}^\delta, r_{i_6}^H, r_{i_6}^B \rangle$, $i_6 = \overline{1, n_6}$, $\delta = \overline{1, 5}$, отношений $r_{i_6} \in R$, позволяющими определять их количественные оценки $r_{i_6}^*$, которые должны выполняться в проблемной среде между объектами и АИМС для успешной отработки в среде действия $b_{i_1} \in B$; $E_{i_1}^P$ — множество ребер сети $S_{i_1}^P$, помеченных нечеткими значениями отношений $r_{i_6}^{**}$, которые позволяют описать в общем виде результаты отработки действий $b_{i_1} \in B$; $T_{i_6}^\delta$ — терм лингвистической переменной [15], название которой совпадает с названием отношения r_{i_6} ; $r_{i_6}^H, r_{i_6}^B$ — соответственно нижняя и верхняя границы подынтервала численных значений термина $T_{i_6}^\delta$, в который должны попадать количественные оценки $r_{i_6}^*$ отношений r_{i_6} в текущих условиях функционирования для результативной отработки АИМС определенных действий $b_{i_1} \in B$; $X_{i_1}^{i_7}$ — множество характеристик, которыми должны обладать произвольные объекты проблемной среды $o_{i_5}(X_{i_5}) \in O$, чтобы ими была допустима пометка слотов $x_{i_1}^{i_7}(X_{i_1}^{i_7})$ в активных нечетких семантических сетях $G_{i_1}^I$ и $G_{i_1}^P$.

Необходимо отметить, что произвольный слот $x_{i_1}^{i_7}(X_{i_1}^{i_7})$ в сетях $S_{i_1}^I$ и $S_{i_1}^P$ может быть помечен объектом проблемной среды $o_{i_5}(X_{i_5}) \in O$ в текущих условиях функционирования тогда и только тогда, когда для этого объекта выполняется условие $X_{i_1}^{i_7} \subseteq X_{i_5}$. Например, чтобы АИМС могла захватить и поднять находящийся в проблемной среде объект $o_{i_5}(X_{i_5})$, он должен обладать весом, не превышающим грузоподъемность ее манипулятора, и иметь допустимые для его захвата габаритные размеры.

Семантические сети $S_{i_1}^I$ в процессе самообучения АИМС исполняют роль условных сигналов $a_{i_2} \in A$, а сети $S_{i_1}^P$, в зависимости от их содержания, могут быть как условными $a_{i_2} \in A$, так и безусловными сигналами $c_{i_3} \in C$.

Цель поведения задается АИМС в виде помеченного графа $G^{**} = (V^{**}, E^{**})$, соответствующего целевой подситуации проблемной среды $S_{i_4}^{**}$, где V^{**} — множество вершин, определяемых слотами $x_{i_1}^{i_7}(X_{i_1}^{i_7})$, которые позволяют АИМС установить объекты проблемной среды $o_{i_5}(X_{i_5}) \in O$, связанные с достижением заданной цели; E^{**} — множество ребер, помеченных нечеткими значениями $r_{i_6}^{**}$ отношений, которые характеризуют условия, определяющие достижение заданной цели поведения.

Основной операцией, которая выполняется над различными семантическими сетями в процессе имитации отработки пробных и выявления результативных действий $b_{i_1} \in B$, является определение нечеткого вложения одной сети в другую, например, активной нечеткой семантической сети $S_{i_1}^I$ в семантическую сеть $S_{i_4}^*$, определяющую текущие условия функционирования АИМС.

Определение 1. Активная нечеткая семантическая сеть $S_{i_1}^I$ является нечетко вложенной в семантическую сеть $S_{i_4}^*$, если для них выполняются следующие условия [16]:

1. Для каждой вершины $v_{i_8} \in V_{i_1}^I$, помеченной в сети $S_{i_1}^I$ слотом $x_{i_1}^{i_7}(X_{i_1}^{i_7})$, имеется структурно эквивалентная ей вершина $v_{i_9} \in V_{i_4}^*$, помеченная в сети $S_{i_4}^*$ объектом проблемной среды $o_{i_5}(X_{i_5})$, для которого выполняется условие $X_{i_1}^{i_7} \subseteq X_{i_5}$.

2. Для каждого ребра $e_{i_{10}} \in E_{i_1}^I$, помеченного в сети $S_{i_1}^I$ нечетким значением $r_{i_6}^{**} = \langle T_{i_6}^{\delta}, r_{i_6}^H, r_{i_6}^B \rangle$ отношения $r_{i_6} \in R$, имеется структурно эквивалентное ему ребро $e_{i_{11}} \in E_{i_4}^*$ в сети $S_{i_4}^*$, помеченное количественной оценкой $r_{i_6}^*$ этого отношения, для которой выполняется условие $r_{i_6}^* \in (r_{i_6}^H, r_{i_6}^B)$.

Если же в сравниваемых между собой семантических сетях $S_{i_1}^I$ и $S_{i_4}^*$ для одной из пар структурно эквивалентных ребер условие $r_{i_6}^* \in (r_{i_6}^H, r_{i_6}^B)$ не выполняется, то принимается решение о том, что между ними имеется различие по значениям соответствующего им отношения.

Определение 2. Активная нечеткая семантическая сеть $S_{i_1}^I$ является нечетко равной семантической сети $S_{i_4}^*$, если они являются структурно эквивалентными и для них выполняются пп. 1, 2 *определения 1*.

Таким образом, требуется разработать когнитивные инструменты, позволяющие организовать самообучение АИМС в априори неописанных нестабильных условиях поведения путем имитации отработки пробных действий, используя заданную модель текущей ситуации проблемной среды в виде пассивной нечеткой семантической сети. Данные инструменты должны обеспечивать АИМС возможность автоматического формирования УПЦД в процессе самообучения в динамической проблемной среде. Динамическая проблемная среда отличается от статической среды тем, что в ней в результате устойчиво повторяющихся событий могут происходить независимые от АИМС изменения, сопровождающиеся появлением в ней различных условных $a_{i_2} \in A$ и безусловных $c_{i_3} \in C$ сигналов.

Синтез алгоритма самообучения АИМС с активно-пассивной логикой поведения

В общем случае целесообразное поведение АИМС в априори неописанных условиях проблемной среды, организованное на основе когнитивных инструментов наглядно-действенного мышления, включает следующие три составляющие:

а) самообучение, которое сводится к изучению закономерностей целенаправленного преобразования различных ситуаций проблемной среды. В процессе самообучения АИМС формирует УПЦД, в которых учитываются происходящие в проблемной среде изменения и запоминаются в виде условных сигналов. Различные сигналы проблемной среды $a_{i_2} \in A$ в процессе самообучения приобретают роль условных или пусковых сигналов, побуждающих АИМС к отработке последовательности действий, закрепленной в УПЦД, если они

являются предвестниками появления в проблемной среде заданного на текущий момент времени безусловного сигнала $c_{i_3} \in C$;

б) условно рефлекторное поведение, реализуемое путем отработки в текущих условиях функционирования действий УПЦД для достижения соответствующих им безусловных сигналов при восприятии в проблемной среде закрепленных в них условных сигналов;

в) выполнение безусловных реакций после появления в проблемной среде соответствующих им безусловных сигналов.

Условные сигналы $a_{i_2} \in A$, закрепляемые в процессе самообучения в УПЦД, определяются в виде активных нечетких семантических сетей, соответствующих подситуациям $S_{i_1}^I$ и $S_{i_1}^P$. Такое представление условных и безусловных сигналов проблемной среды позволяет АИМС переносить накопленный опыт поведения в новые, априори не описанные условия функционирования, аналогичные ранее изученным в процессе самообучения условиям. Для этого необходимо и достаточно, чтобы:

— все слоты в активных нечетких семантических сетях $S_{i_1}^I$, определяющих условные сигналы $a_{i_2} \in A$, могли быть помечены объектами, находящимися в новых условиях функционирования АИМС;

— количественные оценки отношений между данными объектами в проблемной среде попадали в интервалы численных значений термов, которыми определяются одноименные с ними ребра в сетях $S_{i_1}^I$.

В общем случае процесс самообучения АИМС с активно-пассивной логикой поведения в нестабильной проблемной среде состоит из пассивной и активной фаз и может быть организован следующими способами.

1. Если в динамической проблемной среде самопроизвольные изменения происходят часто, например, в течение заданного промежутка времени T , то АИМС использует алгоритм самообучения с нестрогим чередованием пассивных и активных шагов целесообразного поведения. На первом шаге пассивной фазы этого алгоритма интеллектуальная система после наблюдения каждого нового изменения, происходящего в проблемной среде, осуществляет имитацию отработки пробных действий в целях формирования первого элементарного акта поведения $S_{i_1}^I \& b_{i_1} \rightarrow c_{i_3}$. Когда интеллектуальной системе в течение заданного про-

межутка времени T в пассивной фазе удастся сформировать данный элементарный акт поведения, она переходит на следующий пассивный шаг самообучения, подцелью которого является появление в проблемной среде условного сигнала $a_{i_2} \in A$, определяемого нечеткой семантической сетью $S_{i_1}^I$.

Если же в течение заданного промежутка времени T не будет закреплен в формируемой УПЦД новый элементарный акт поведения, то по истечении этого промежутка времени АИМС переходит к активной фазе самообучения. В этой фазе интеллектуальная система путем имитации пробных действий, используя формальное описание текущей ситуации проблемной среды в виде нечеткой семантической сети $S_{i_4}^*$, формирует условную программу целесообразной деятельности, связанную с достижением последнего закрепленного в пассивной фазе условного сигнала.

2. В случае, когда самопроизвольные изменения в проблемной среде происходят не часто, самообучение АИМС с активно-пассивной логикой поведения осуществляется на основе алгоритма со строгим чередованием активных и пассивных шагов целесообразной деятельности.

Приведем в качестве примера структурированное описание алгоритма самообучения с нестрогим чередованием активных и пассивных шагов самообучения АИМС в динамической проблемной среде с быстрой самопроизвольной сменой условий функционирования. В структурированном виде данный алгоритм самообучения можно представить следующим образом.

Исходные данные: заданный безусловный сигнал c_{i_3} ; формальное описание текущей ситуации проблемной среды в виде пассивной нечеткой семантической сети $S_{i_4}^*$; модель представления знаний, определяющая условия $S_{i_1}^I$ успешной отработки пробных действий $b_{i_1} \in B$ и результатов $S_{i_1}^P$ их выполнения в проблемной среде.

Промежуточные переменные: воспринимаемые в проблемной среде условные $a_{i_2} \in A$, и безусловные $c_{i_3} \in C$ сигналы; выявляемые в процессе самообучения элементарные акты поведения $a_{i_2}^{j_1} \& b_{i_1}^{j_1} \rightarrow a_{i_2}^{j_1+1}$ и $a_{i_2}^{j_1} \& b_{i_1}^{j_1} \rightarrow c_{i_3}$, где $a_{i_2}^{j_1} = S_{i_1}^I(j_1)$, $a_{i_2}^{j_1+1} = S_{i_1}^P(j_1 + 1)$, $c_{i_3} = S_{i_4}^{\Pi}$.

Выходные переменные: формируемая условная программа целесообразной деятельности в виде следующей простой цепи:

$$S_{i_1}^I(1) \& b_{i_1}^1 \rightarrow S_{i_1}^P(1) \& b_{i_1}^2 \rightarrow \\ \rightarrow S_{i_1}^P(2) \& b_{i_1}^3 \rightarrow \dots \rightarrow \\ \rightarrow S_{i_1}^P(j_1) \& b_{i_1}^{j_1} \rightarrow \dots \rightarrow S_{i_4}^{\Pi},$$

где j_1 — индекс, соответствующий номеру последнего шага самообучения АИМС.

Начало.

1. Принять на первом шаге самообучения $j_2 = 1$.

2. Установить в качестве подцели на текущем шаге самообучения появление в проблемной среде сигнала, определяемого активной нечеткой семантической сетью $S_{i_4}^T$ (на первом шаге самообучения $S_{i_4}^T = S_{i_{84}}^{\Pi}$), где $S_{i_4}^{\Pi}$ — активная нечеткая семантическая сеть, определяющая формальное описание заданного безусловного сигнала c_{i_3} .

3. Сформировать формальное описание текущей ситуации проблемной среды в виде пассивной нечеткой семантической сети $S_{i_4}^*$. Построить нечеткую семантическую сеть $S_{i_4}^{*\Pi}$, определяющую целевую ситуацию проблемной среды, привязанную к текущим условиям функционирования. Для этого выполнить в семантической сети $S_{i_4}^*$ замену:

— слотов объектами, находящимися в проблемной среде;

— значений ее отношений на биективно соответствующие им значения отношений в нечеткой семантической сети $S_{i_4}^{\Pi}$.

4. Проверить условие "все вершины в сети $S_{i_4}^{*\Pi}$ помечены объектами проблемной среды": если условие выполняется, то перейти к п. 5; в противном случае перейти к п. 26.

5. Приступить к самообучению в пассивной фазе изучения закономерностей преобразования текущей ситуации проблемной среды, проводя наблюдение за изменениями, происходящими в текущих условиях функционирования.

6. Проверить условие "в текущей ситуации проблемной среды, определяемой пассивной нечеткой семантической сетью $S_{i_4}^*$, в течение промежутка времени T произошли самопроизвольные изменения": если условие выполняется, то перейти к п. 8; в противном случае перейти к п. 7.

7. Приостановить процесс изучения закономерностей проблемной среды пассивным образом, перейти к п. 16.

8. Зафиксировать изменения, произошедшие в проблемной среде, и внести их в формальное описание текущих условий функционирования

ния $S_{i_4}^*$, получив, таким образом, формальное описание полученной ситуации проблемной среды в виде семантической сети $S_{i_4}^{**}$.

9. Проверить условие "нечеткая семантическая сеть $S_{i_4}^T$ является нечетко вложенной в семантическую сеть $S_{i_4}^{**}$ ": если условие выполняется, то перейти к п.10; в противном случае перейти к п. 12.

10. Проверить условие "подцель текущего шага самообучения определяется заданным безусловным сигналом c_{i_3} ": если условие выполняется, то перейти к п.11; в противном случае перейти к п. 12.

11. Отработать безусловные реакции, соответствующие сигналу c_{i_3} . Проверить условие "в изменившихся условиях проблемной среды требуется повторное достижение заданной цели поведения": если условие выполняется, перейти к п. 2, в противном случае перейти к п. 27.

12. Отработать действия, закрепленные в формируемой условной программе целесообразного поведения, и безусловные реакции, соответствующие заданному безусловному сигналу c_{i_3} .

Проверить условие "в изменившихся условиях проблемной среды требуется повторное достижение заданной цели поведения": если условие выполняется, то в качестве подцели поведения $S_{i_4}^T$ на следующем $j_2 = j_2 + 1$ шаге самообучения принять последний закрепленный в формируемой условной программе целесообразного поведения условный сигнал $S_{i_1}^I(j_2)$, перейти к п. 13; в противном случае перейти к п. 27.

13. Проверить условие "заданное множество действий B включает действие $b_{i_1}^{j_1}$, у которого "входная" подситуация $S_{i_1}^I(j_1)$ является нечетко вложенной в описание текущей ситуации проблемной среды $S_{i_4}^{**}$, а "выходная" подситуация $S_{i_1}^P(j_1)$ этого действия является либо нечетко вложенной, либо нечетко равной заданной на текущем шаге самообучения подцели поведения $S_{i_4}^T$ ": если условие выполняется, то перейти к п. 14; в противном случае, если такое действие отсутствует во множестве действий B , то перейти к п. 6.

14. Принять в качестве подцели поведения $S_{i_4}^T$ на следующем $j_1 = j_1 + 1$ шаге самообучения условный сигнал $S_{i_1}^I(j_1)$.

15. Сохранить в формируемой условной программе целесообразного поведения элементарный акт поведения $S_{i_1}^I(j_1) \& b_{i_1}^{j_1} \rightarrow S_{i_1}^P(j_1)$; принять $j_1 = j_1 + 1$, перейти к п. 5.

16. Приступить к самообучению в активной фазе целесообразного поведения, связанному с выявлением закономерностей преобразования текущей ситуации проблемной среды $S_{i_4}^{**}$ в целях появления в ней заданного сигнала $S_{i_4}^T$.

17. Определить на текущем j_1 -м шаге самообучения случайным образом пробное действие $b_{i_1}^{j_1}$ согласно равномерному закону распределения вероятностей его выбора во множестве действий B .

18. Проверить условие "вход $S_{i_1}^I(j_1)$ действия $b_{i_1}^{j_1}$ является нечетко вложенным в нечеткую семантическую сеть $S_{i_4}^{**}$ ": если условие выполняется, то перейти к п. 20; в противном случае исключить действие $b_{i_1}^{j_1}$ из числа результативных действий на текущем шаге самообучения, перейти к п. 19.

19. Проверить условие " $j_1 = n_1$ ": если условие выполняется, то перейти к п. 5; в противном случае принять $j_1 = j_1 + 1$, перейти к п. 17.

20. Выполнить замену значений отношений в нечеткой семантической сети $S_{i_4}^{**}$ на значения биективно соответствующих им одноименных отношений в "выходе" $S_{i_1}^P(j_1)$ пробного действия $b_{i_1}^{j_1}$. Таким образом сформировать нечеткую семантическую сеть $S_{i_4}^{*P}$.

21. Проверить условие "семантическая сеть $S_{i_4}^T$ является нечетко вложенной в семантическую сеть $S_{i_4}^{*P}$ ": если условие выполняется, то перейти к п. 22; в противном случае перейти к п. 23.

22. Закрепить в формируемой условной программе целесообразной деятельности элементарный акт поведения $S_{i_1}^I(j_1) \& b_{i_1}^{j_1} \rightarrow S_{i_1}^P(j_1)$. Принять в качестве текущей подцели поведения $S_{i_8}^T$ условный сигнал $S_{i_1}^I(j_1)$; $j_1 = j_1 + 1$, перейти к п. 5.

23. Определить все различия между семантическими сетями в следующих парах: $\langle S_{i_4}^{**}, S_{i_4}^{*P} \rangle$ и $\langle S_{i_4}^{*P}, S_{i_4}^{*C} \rangle$.

24. Проверить условие "число различий между семантическими сетями $S_{i_4}^{**}$ и $S_{i_4}^{*C}$ больше числа различий между сетями $S_{i_4}^{*P}$ и $S_{i_4}^{*C}$ ": если условие выполняется, то перейти к п. 25; в противном случае исключить действие $b_{i_1}^{j_1}$ из числа результативных действий на текущем шаге самообучения, перейти к п. 17.

25. Закрепить в формируемой условной программе целесообразной деятельности элементарный акт поведения $S_{i_1}^I(j_1) \& b_{i_1}^{j_1} \rightarrow S_{i_1}^P(j_1)$. Принять в качестве текущей подцели поведения $S_{i_4}^T$ условный сигнал $S_{i_1}^I(j_1)$, перейти к п. 5.

26. Достигнуть цели в текущих условиях проблемной среды не представляется возможным, так как в ней отсутствуют необходимые для этого объекты.

27. Конец.

Необходимо отметить, что в приведенном алгоритме самообучения промежуток времени T пассивного наблюдения АИМС за самопроизвольными изменениями, происходящими в текущих условиях функционирования, может определяться, например, исходя из среднего суммарного времени отработки всех допустимых пробных действий в текущих условиях проблемной среды.

Введем понятие функциональной сложности β алгоритма самообучения АИМС, под которой следует понимать число элементарных сравнений между собой пометок различных семантических сетей в процессе выработки УПЦД. В этом случае для рассмотренного выше алгоритма самообучения с активно-пассивной логикой поведения можно доказать следующее утверждение.

Утверждение. Функциональная сложность β алгоритма самообучения с активно-пассивной логикой с нестрогим чередованием пассивных и активных шагов целесообразного поведения имеет следующие граничные оценки:

$$4(n_7 + n_8)n_9^2 \leq \beta \leq 4n_1(n_7 + n_8)n_9^2,$$

где n_7, n_8 — число шагов самообучения, выполненных АИМС, соответственно, в пассивной и активной фазах целесообразного поведения; n_9 — число вершин в семантической сети $S_{i_4}^*$, имеющей максимальную размерность среди всех сравниваемых между собой в процессе самообучения нечетких семантических сетей; n_1 — число отрабатываемых АИМС разнообразных действий или мощность множества B .

Доказательство. 1. Алгоритм самообучения с активно-пассивной логикой поведения включает две фазы: пассивную (пп. 5—15) и активную (пп. 16—25) фазы целесообразного поведения.

2. В процессе самообучения сравниваются между собой семантические сети, которые представляют собой помеченные графы. Следовательно, число элементарных операций сравнения между собой пометок вершин и ребер различных нечетких семантических сетей имеет сложность порядка $O(n_9^2)$.

3. На каждом шаге пассивной фазы самообучения согласно п. 11 алгоритма самообуче-

ния с активно-пассивной логикой поведения, в лучшем случае, результативное действие $b_{i_1}^{j_1}$ может быть выбрано первым, в худшем случае — последним. Следовательно, в первом случае АИМС на каждом шаге пассивного самообучения выбирает и имитирует отработку одного пробного действия, а во втором случае — n_1 пробных действий. При этом на каждом шаге пассивной фазы самообучения согласно пп. 9, 10, 13 выполняется по 4 сравнения между собой различных семантических сетей. Следовательно, согласно п. 2 проводимого доказательства нижняя граничная оценка функциональной сложности β алгоритма самообучения в пассивной фазе будет определяться величиной, равной $4n_7n_9^2$, а верхняя — величиной, равной $4n_1n_7n_9^2$.

4. Для активной фазы граничные оценки функциональной сложности алгоритма самообучения с активно-пассивной логикой поведения определяются исходя из следующих соображений.

Согласно пп. 17–19 алгоритма самообучения с активно-пассивной логикой поведения вполне вероятно, что в лучшем случае на каждом j_1 активном шаге самообучения АИМС результативное действие $b_{i_1}^{j_1}$ случайным образом может быть выбрано первым, а в худшем случае — последним. Следовательно, в первом случае АИМС на каждом шаге активного самообучения выбирает и имитирует отработку одного пробного действия, а во втором случае — n_1 пробных действий.

На каждом шаге активной фазы самообучения (см. пп. 18, 21, 23) проводится 4 сравнения между собой различных семантических сетей. Следовательно, согласно п. 2 проводимого доказательства нижнее граничное значение оценки сложности β в активной фазе самообучения может быть не менее величины, равной $4n_8n_9^2$, а верхнее — не более величины, равной $4n_1n_8n_9^2$.

Из пп.1–4 проведенного доказательства с очевидностью следует справедливость сформулированного **утверждения**: функциональная сложность β алгоритма самообучения с активно-пассивной логикой с нестрогим чередованием пассивных и активных шагов целесообразного поведения имеет граничные оценки $4(n_7 + n_8)n_9^2 \leq \beta \leq 4n_1(n_7 + n_8)n_9^2$.

Таким образом, предложенный алгоритм самообучения имеет полиномиальную функциональную сложность, что обеспечивает возможность его эффективной реализации на

бортовой ЭВМ интеллектуального решателя задач АИМС.

Пример. Поясним инструменты выбора и имитации АИМС результативных действий в процессе самообучения на примере пассивной фазы целесообразного поведения. Пусть АИМС в нестабильных условиях функционирования для достижения текущей подцели поведения требуется перенести объект $o_1(X_1)$ и поставить его на другой объект $o_2(X_2)$ в ситуации проблемной среды, показанной на рис. 1. В приведенной на рис. 1 исходной ситуации проблемной среды в зоне разрешающей способности технического зрения АИМС за пределами рабочей зоны ее манипулятора, равной 1 м, расположены три объекта $o_1(X_1)$, $o_2(X_2)$ и $o_3(X_3)$. При этом объект $o_3(X_3)$ является подвижным и в текущий момент времени загораживает проход АИМС к объекту $o_1(X_1)$.

Таким образом, для решения сформулированной выше задачи АИМС требуется выполнить преобразование текущей ситуации проблемной среды (рис. 1) в целевую ситуацию, приведенную на рис. 2.

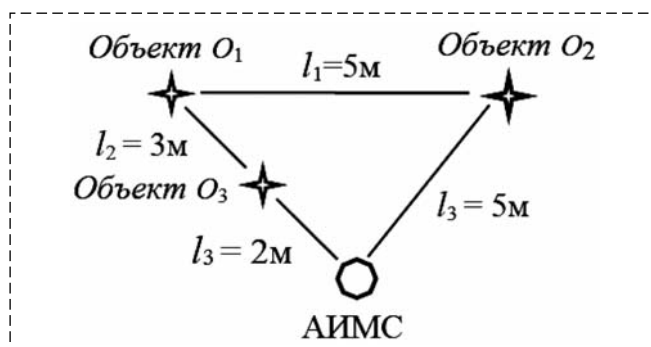


Рис. 1. Семантическая сеть $S_{i_4}^*$, соответствующая исходной ситуации проблемной среды $S_{i_4}^* \in S$

Fig. 1. Semantic network $S_{i_4}^*$ corresponding to the initial situation of the problem environment $S_{i_4}^* \in S$

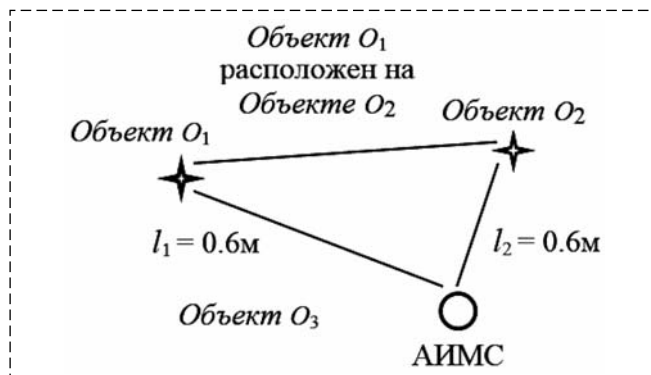


Рис. 2. Семантическая сеть $S_{i_4}^*$, определяющая заданную АИМС целевую ситуацию проблемной среды

Fig. 2. Semantic network $S_{i_4}^*$ that defines the target

Допустим, что в общем случае в процессе самообучения на основе алгоритма с активно-пассивной логикой поведения АИМС может обрабатывать следующие действия.

1. $\langle S_1^I, b_1, S_1^P \rangle$ — подойти к объекту $o_{i_5}(X_{i_5}) \in O$, где S_1^I — подситуация, представленная в виде активной нечеткой семантической сети, определяющей условия, которые должны выполняться в проблемной среде для результативной отработки АИМС действия b_1 . В данной подситуации между объектом $o_{i_5}(X_{i_5}) \in O$, находящимся в проблемной среде, и АИМС выполняется следующее отношение: $r_{i_6} = \langle T_{i_6}^2, r_{i_6}^H, r_{i_6}^B \rangle$.

Здесь r_{i_6} — расстояние между АИМС и объектом проблемной среды; $T_{i_6}^2$ — терм «близко» лингвистической переменной «Расстояние между АИМС и объектом проблемной среды», определяющий расстояния соответствующие разрешающей способности технического зрения интеллектуальной системы; $r_{i_6}^H$ и $r_{i_6}^B$ — соответственно нижняя и верхняя граничные оценки интервала численных значений термина $T_{i_6}^2$; S_1^P — подситуация проблемной среды, в которую преобразуется подситуация S_1^I в результате отработки АИМС действия b_1 . В подситуации S_1^P допустимые расстояния между АИМС и объектом $o_{i_5}(X_{i_5}) \in O$ определяются термом $T_{i_6}^1$ «рядом», которые соответствуют рабочей зоне манипулятора интеллектуальной системы.

2. $\langle S_2^I, b_2, S_2^P \rangle$ — захватить и перенести объект $o_{i_5}^1(X_{i_5}^1) \in O$ к объекту $o_{i_5}^2(X_{i_5}^2) \in O$, где S_2^I — подситуация, согласно которой находящийся в проблемной среде объект $o_1(X_1)$ должен располагаться «рядом» с АИМС и удовлетворять условию $X_{i_5}^1 \subseteq X_1$; S_2^P — подситуация, в которой объект $o_1(X_1)$ находится в рабочем органе манипулятора АИМС, а объект $o_2(X_2)$ расположен «рядом» с интеллектуальной системой и удовлетворяет условию $X_{i_5}^2 \subseteq X_2$.

3. $\langle S_3^I, b_3, S_3^P \rangle$ — подойти к объекту $o_{i_5}(X_{i_5}) \in O$ и обойти его, где S_3^I — подситуация, в которой объект $o_{i_5}(X_{i_5}) \in O$ расположен «близко» и находится на пути целенаправленного движения АИМС; S_3^P — подситуация, соответствующая условию, когда АИМС обошла объект $o_{i_5}(X_{i_5}) \in O$, и он больше не препятствует ее движению вперед.

4. $\langle S_4^I, b_4, S_4^P \rangle$ — поставить объект $o_{i_5}^1(X_{i_5}^1) \in O$ на объект $o_{i_5}^2(X_{i_5}^2) \in O$, где S_4^I — подситуация проблемной среды, в которой объект $o_{i_5}^1(X_{i_5}^1)$ находится в рабочем органе манипулятора

АИМС, а объект $o_{i_5}^2(X_{i_5}^2)$ расположен «рядом» с ней; S_4^P — подситуация, в которой АИМС, а также объекты $o_{i_5}^1(X_{i_5}^1)$ и $o_{i_5}^2(X_{i_5}^2)$ находятся «рядом», а объект $o_{i_5}^1(X_{i_5}^1)$ расположен на объекте $o_{i_5}^2(X_{i_5}^2)$.

5. $\langle S_5^I, b_5, S_5^P \rangle$ — снять объект $o_{i_5}^1(X_{i_5}^1) \in O$ с объекта $o_{i_5}^2(X_{i_5}^2) \in O$, где S_5^I — подситуация проблемной среды, в которой АИМС, а также объекты $o_{i_5}^1(X_{i_5}^1)$ и $o_{i_5}^2(X_{i_5}^2)$ находятся «рядом», и объект $o_{i_5}^1(X_{i_5}^1)$ расположен на объекте $o_{i_5}^2(X_{i_5}^2)$; S_5^P — подситуация, в которой АИМС, а также объекты $o_{i_5}^1(X_{i_5}^1)$ и $o_{i_5}^2(X_{i_5}^2)$ расположены «рядом», и объект $o_{i_5}^1(X_{i_5}^1)$ находится в рабочем органе манипулятора интеллектуальной системы.

6. $\langle S_6^I, b_6, S_6^P \rangle$ — отойти от объекта $o_{i_5}(X_{i_5}) \in O$, где S_6^I — подситуация проблемной среды, в которой АИМС и объект $o_{i_5}(X_{i_5})$ расположены «рядом»; S_6^P — подситуация, в которой АИМС и объект $o_{i_5}(X_{i_5})$ находятся на расстоянии «близко» друг от друга.

В рассмотренных выше условиях проблемной среды в формируемой условной программе целесообразного поведения на первом шаге самообучения запоминается следующий элементарный акт поведения: $S_1^I \& b_1 \rightarrow S_1^P$. Это обусловлено тем, что только активная нечеткая семантическая сеть S_1^I в исходной ситуации проблемной среды является нечетко вложенной в сеть $S_{i_4}^*$, а число различий между сетями $S_{i_1}^I$ и $S_{i_4}^{**}$ превышает число различий между сетями $S_{i_1}^P$ и $S_{i_4}^*$. Справедливость данного утверждения с очевидностью следует из того, что после отработки действия b_1 АИМС окажется «рядом» с объектом $o_1(X_1)$ (рис. 2).

Резюмируя вышеизложенное, отметим, что предложенные инструментальные средства наглядно-действенного мышления позволяют организовать интеллектуальный решатель задач АИМС, наделяющий интеллектуальные системы способностью к самообучению и целесообразному поведению в априори неопределенных проблемных средах с высоким уровнем неопределенности.

Заключение

1. Формализация мыслительных актов рефлексивного поведения высокоразвитых живых систем и организованный на этой основе знаково-сигнальный принцип управления целесообразным поведением технических систем яв-

ляются одним из перспективных направлений создания АИМС различного назначения, способных эффективным образом действовать и решать поставленные перед ними задачи в нестабильных, априори неописанных условиях функционирования.

2. Предложенные когнитивные инструменты наглядно-действенного мышления позволяют организовать различные виды целесообразной деятельности АИМС в априори неописанных условиях проблемной среды. Построенные на их основе алгоритмы самообучения обладают полиномиальной сложностью, что обеспечивает возможность их эффективной реализации в бортовом интеллектуальном решателе задач различных по назначению и функциональным возможностям АИМС.

3. Разработанный алгоритм самообучения обеспечивает возможность АИМС определять связь между различными происходящими в проблемной среде изменениями и отрабатываемыми действиями, а также изучать на этой основе закономерности преобразования различных ситуаций сложных, априори неописанных, нестабильных условий функционирования.

4. Использование нечетких семантических сетей для описания безотносительно к конкретной предметной области условных и безусловных сигналов позволяет АИМС накапливать опыт поведения в различных условиях функционирования, а затем переносить его в новые априори неописанные условия проблемной среды, аналогичные ранее исследованным условиям функционирования.

Список литературы

1. Мелехин В. Б., Хачумов М. В. Формы мышления автономных интеллектуальных агентов: особенности и проблемы

их организации // Морские интеллектуальные технологии. 2020. № 4 — 1(50). С. 223—229. DOI: 10.37220 MIT. 2020.4.031.

2. Брайнес С. Н., Напалков А. Н., Свечинский В. Б. Нейрокибернетика. М.: Госмедиздат, 1962. 172 с.

3. Шингаров Г. Х. Условные рефлексы и проблема знака и значения. М.: Наука, 1986. 200 с.

4. Мелехин В. Б., Хачумов М. В. Инструментальные средства управления целесообразным поведением самоорганизующихся автономных интеллектуальных агентов // Мехатроника, автоматизация, управление. 2021. Т. 22, № 4. С. 171—180.

5. Кулинич А. А., Карпов В. Э., Карпова И. П. Социальные сообщества роботов. М.: URSS, ООО "ЛЕНАНД", 2019. 352 с.

6. Zhu B., Xie L., Han D., Meng X., Teo R. A survey on recent progress in control of swarm systems // Science China Information Sciences. 2017. Vol. 60, N. 7. Article 070201.

7. Boxin Guan, Tiantian Xu, Yuhai Zhao, Yuan Li, Xiangjun Dong. A random grouping-based self-regulating artificial bee colony algorithm for interactive feature detection // Knowledge-Based Systems. 2021. Vol. 241. Article 108434.

8. Гладков Л. А., Курейчик В. В., Курейчик В. М. и др. Бионспирированные методы в оптимизации. М.: Физматлит, 2009. 384 с.

9. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия-Телеком, 2008. 452 с.

10. Могилев А. А., Курейчик В. М. Модифицированный генетический алгоритм планирования процессов, реализованный с использованием облачных вычислений // Известия южного Федерального университета. Технические науки. 2020. № 2 (212). С. 157—159.

11. Кудирин А. А., Николенко С. И. Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. СПб.: Питер, 2018. 476 с.

12. Shuang Bai, Congcong Wang. Information aggregation and fusion in deep neural networks for object interaction exploration for semantic segmentation // Knowledge-Based Systems. 2021. Vol. 218. Article 106843.

13. Филимонов А. Б., Филимонов Н. Б. Ситуационный подход в автоматизации управления техническими объектами // Мехатроника, автоматизация, управление. 2018. Т. 19, № 9. С. 562—178.

14. Мелехин В. Б., Хачумов М. В. Нечеткие семантические сети как адаптивная модель представления знаний автономных интеллектуальных систем // Искусственный интеллект и принятие решений. 2020. № 3. С. 61—72.

15. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. М.: Мир, 1976. 165 с.

16. Melekhin V. B., Khachumov M. V. Planning polyphasic behavior of autonomous intelligent mobile systems in uncertain environments // Information and Control Systems. 2021. № 4 (113). С. 28—36.

Procedures for Self-Learning of Autonomous Intelligent Mobile Systems in Unstable a Priori Undescribed Problematic Environments

V. B. Melekhin, pashka1602@rambler.ru,

Dagestan State Technical University, Makhachkala, 367015, Russian Federation,

M. V. Khachumov, khmike@inbox.ru,

Federal Research Center "Computer Science and Control", Moscow, 117313, Russian Federation,

Program Systems Institute of the Russian Academy of Sciences, Veskovo, 152021, Russian Federation

Corresponding author: Melekhin Vladimir B., D. Sc., Professor,
Makhachkala, 367015, Russian Federation, e-mail: pashka1602@rambler.ru

Abstract

The article deals with topical problems of artificial intelligence related to the development of cognitive tools for visual-effective thinking of autonomous intelligent mobile systems, which provide them with the possibility of organizing expedient behavior in a priori undescribed problematic environments. A self-learning algorithm with an active-passive logic of behavior has been developed that allows intelligent systems to automatically generate conditional programs of expedient behavior that reflect the patterns of transformation of various situations of an a priori undescribed, unstable problem environment. A characteristic feature of the proposed self-learning algorithm is the imitation of testing trial actions in the current operating conditions, which gives the intelligent system the ability to study the patterns of the problem environment without changing the current operating conditions during the self-learning process, which may not be related to the specified goal of expedient behavior. For a formal description of the current situations of the problem environment, as well as conditional signals fixed in the generated conditional programs of expedient behavior, it is proposed to use fuzzy semantic networks. This allows autonomous intelligent mobile systems to accumulate experience of expedient behavior regardless of a specific subject area and transfer it to new conditions of an a priori undescribed problem environment, similar to the previously studied operating conditions. Boundary estimates of the complexity of self-learning algorithms are found that have a polynomial dependence on the number of vertices of fuzzy semantic networks compared with each other in the process of self-learning and the power of the set of trial actions worked out by the intelligent system, represented in its memory in the form of frame-like fuzzy specified structures. A simulation of the expedient behavior of autonomous intelligent systems was carried out, organized on the basis of the proposed self-learning algorithm, which showed its efficiency and effectiveness in adapting intelligent systems to a priori undescribed, unstable problem environments. The practical significance of the results obtained lies in the effectiveness of their use for the development of problem solvers for autonomous intelligent mobile systems for various purposes, which provide the ability to perform complex tasks in a priori undescribed real problem environments.

Keywords: apriori undescribed problem environment, autonomous intelligent system, fuzzy semantic network, self-learning algorithms, conditional program of expedient behavior.

Acknowledgements: This study was supported by the Russian Science Foundation, Grant number 21-71-10056 (<http://rscf.ru/cn/project/21-71-10056/>).

For citation:

Melekhin V. B., Khachumov M. V. Procedures for Self-Learning of Autonomous Intelligent Mobile Systems in Unstable a Priori Undescribed Problematic Environments, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2022, vol. 23, no. 7, pp. 356—366.

DOI: 10.17587/mau.23.356-366

References

1. **Melekhin V. B., Hachumov M. V.** Formy myshleniya avtonomnyh intellektual'nyh agentov: osobennosti i problemy ih organizatsii, *Morskoe intellektual'nye tekhnologii*, 2020, no. 4—1(50), pp. 223—229 (in Russian).
2. **Braynes S. N., Napalkov A. N., Svechinskij V. B.** Nejrokiber-netika, Moscow, Gosmedizdat, 1962, 172 p. (In Russian).
3. **Shingarov G. H.** Uslovnye refleksi i problema znaka i znacheniya, Moscow, Nauka, 1986, 200 p. (in Russian).
4. **Melekhin V. B., Hachumov M. V.** Instrumental'nye sredstva upravleniya celesoobraznym povedeniem samoorganizuyushchih avtonomnyh intellektual'nyh agentov, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2021, vol. 22, no. 4, pp. 171—180 (in Russian).
5. **Kulinich A. A., Karpov V. E., Karpova I. P.** Social'nye soobshchestva robotov. Moscow, URSS, OOO "LENAND", 2019, 352 p. (in Russian).
6. **Zhu B., Xie L., Han D., Meng X., Teo R.** A survey on recent progress in control of swarm systems, *Science China Information Sciences*, 2017, vol. 60, no. 7, Article 070201.
7. **Boxin Guan, Tiantian Xu, Yuhai Zhao, Yuan Li, Xiangjun Dong.** A random grouping-based self-regulating artificial bee colony algorithm for interactive feature detection, *Knowledge-Based Systems*, 2021, vol. 241, Article 108434.
8. **Gladkov L. A., Kurejchik V. V., Kurejchik V. M.** et al. Bio-inspirirovannyye metody v optimizatsii. Moscow, Fizmatlit, 2009, 384 p. (in Russian).
9. **Rutkovskaya D., Pilin'skij M., Rutkovskij L.** Nejronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy, 2-e izd. Moscju, Goryachaya liniya-Telekom, 2008, 452 p. (in Russian).
10. **Mogilev A. A., Kurejchik V. M.** Modificirovannyj geneticheskij algoritm planirovaniya processov, realizovannyj s ispol'zovaniem oblačnyh vychislenij, *Izvestiya yuzhnogo Federal'nogo universiteta. Tekhnicheskie nauki*, 2020, no. 2 (212), pp. 157—159 (in Russian).
11. **Kudirin A. A., Nikolenko S. I.** Glubokoe obuchenie. Pogruzenie v mir nejronnyh setej, Sankt-Peterburg, Piter, 2018, 476 p. (in Russian).
12. **Shuang Bai, Congcong Wang.** Information aggregation and fusion in deep neural networks for object interaction exploration for semantic segmentation, *Knowledge-Based Systems*, 2021, vol. 218, Article 106843.
13. **Filimonov A. B., Filimonov N. B.** Situacionnyj podhod v avtomatizatsii upravleniya tekhnicheskimi ob'ektami, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2018, vol.19, no. 9, pp. 562—178 (in Russian).
14. **Melekhin V. B., Hachumov M. V.** Nechetkie semanticheskie seti kak adaptivnaya model' predstavleniya znanij avtonomnyh intellektual'nyh sistem, *Iskusstvennyj intellekt i prinyatie reshenij*, 2020, no. 3, pp. 61—72 (in Russian).
15. **Zade L.** Ponyatie lingvisticheskoy peremennoj i ego primenenie k prinyatiyu priblizhennyh reshenij, Moscow, Mir, 1976, 165 p.
16. **Melekhin V. B., Khachumov M. V.** Planning polyphasic behavior of autonomous intelligent mobile systems in uncertain environments, *Information and Control Systems*, 2021, no. 4 (113), pp. 28—36 (in Russian).