

## ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЙ В ЦЕНТРАЛЬНОЙ НЕРВНОЙ СИСТЕМЕ РОБОТА

**А. Е. Городецкий<sup>а</sup>**, доктор техн. наук, профессор, g27764@yandex.ru

**В. Г. Курбанов<sup>а, б</sup>**, канд. физ.-мат. наук, доцент, vugar\_borchali.yahoo.com

**И. Л. Тарасова<sup>а, в</sup>**, канд. техн. наук, доцент, g17265@yandex.ru

<sup>а</sup>Институт проблем машиноведения РАН, Большой пр. В. О., 61, Санкт-Петербург, 199178, РФ

<sup>б</sup>Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, Б. Морская ул., 67, Санкт-Петербург, 190000, РФ

<sup>в</sup>Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Политехническая ул., 29, Санкт-Петербург, 195251, РФ

**Введение:** умные электромеханические системы имеют возможность осуществлять параллельные вычисления, групповое управление, коммуникацию, хранение информации, мониторинг, измерение и контроль собственных параметров и параметров окружающей среды при параллельной кинематике исполнительных механизмов. Это позволяет подобным системам с точки зрения точности и жесткости манипулировать большими нагрузками. Поведение такой системы основывается на информации, полученной от входящей в ее состав центральной нервной системы о состоянии окружающей среды и собственном состоянии. **Цель исследования:** разработка алгоритмов принятия поведенческих решений роботов, подобных человеку и построенных на базе модулей интеллектуальных электромеханических систем на основе информации, получаемой от центральной нервной системы. **Результаты:** рассмотрены дедуктивный, индуктивный и абдукционный типы принятия поведенческих решений в центральной нервной системе робота, строящегося на базе модулей интеллектуальных электромеханических систем. Показано, что абдукционный метод является наиболее быстрым по аналогии с интуицией, но его надежность зависит от полноты базы данных хороших решений из прошлого опыта, т. е. от времени эксплуатации подобных роботов в похожих условиях окружения. Дедуктивный метод при большом числе ограничений более быстрый по сравнению с индуктивным, так как не требует проверки ограничений для всех решений. При сложных критериях качества и малом числе ограничений индуктивный метод может быстрее дать результат, так как отбрасывает поиск решения по сложным критериям качества для неприемлемых по ограничениям решений. **Практическая значимость:** исходя из рассмотренных типов принятия поведенческих решений в центральной нервной системе робота, предложенные алгоритмы можно использовать для формирования стратегии и тактики управления интеллектуальными роботами.

**Ключевые слова** — умные электромеханические системы, органы чувств человека, центральная нервная система человека, центральная нервная система робота, измерения, вычисления, управление, дедукция, индукция, абдукция.

**Цитирование:** Городецкий А. Е., Курбанов В. Г., Тарасова И. Л. Принятие решений в центральной нервной системе робота // Информационно-управляющие системы. 2018. № 1. С. 21–30. doi:10.15217/issn1684-8853.2018.1.21

**Citation:** Gorodetskiy A. E., Kurbanov V. G., Tarasova I. L. Decision-Making in Central Nervous System of a Robot. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2018, no. 1, pp. 21–30 (In Russian). doi:10.15217/issn1684-8853.2018.1.21

### Введение

Интеллектуальные электромеханические системы (SEMS) используются в киберфизических системах, в частности, в интеллектуальных роботах. Формализация задачи структурно-функционально-параметрического синтеза киберфизической системы и формирования соответствующего киберфизического пространства рассмотрена в работе [1]. Для правильного функционирования система автоматического управления (САУ) робота должна получать сведения об окружающей обстановке и «поведении» самого робота [2]. Полученные сведения позволяют САУ прогнозировать поведение киберфизической системы [3] и принимать решения о целях функционирования и управляющих воздействиях, необходимых для достижения этих целей, т. е. обе-

спечивать целесообразное или целеустремленное поведение робота [4]. В этом случае САУ роботов должны не только быть снабжены более совершенными датчиками ощущений (сенсорами), но и иметь способность понимать язык ощущений, т. е. обладать чувствами типа «свой — чужой», «опасно — безопасно», «любимый — нелюбимый», «приятно — неприятно» и др., формируемыми в результате решения систем логических уравнений. Такие САУ становятся похожими на центральную нервную систему человека [5]. Поэтому их можно по аналогии называть центральной нервной системой робота (ЦНСР), в которой в результате решения систем логических уравнений, формируемых на базе языка ощущений робота, появляется возможность самостоятельно принимать решения относительно целесообразного поведения [6, 7].

**Принципы построения ЦНСР**

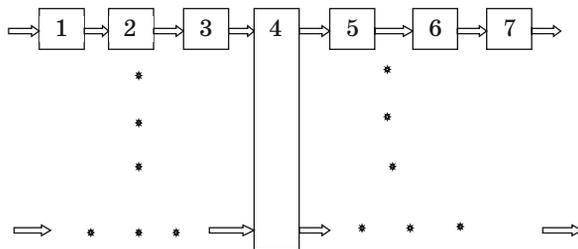
Построение ЦНСР сводится прежде всего к созданию следующей цепочки: (измерительные системы, включающие различные сенсоры и датчики) → (измерительный интерфейс, включающий информационные каналы приема сигналов и их первичной обработки) → (формирователь поведенческих решений, включающий фаззификацию сигналов, распознавание и классификацию образов, формирование бинарных оценок образов и принятие решений) → (формирователь управляющих воздействий, включающий выбор целей функционирования робота на основе выбора рефлексивных рассуждений, выработку управляющих воздействий, обеспечивающих целесообразное поведение робота, и передачу их на рабочие органы) → (рабочие органы робота, обеспечивающие различные перемещения, растяжения, сжатие, захваты и другие действия рабочих органов робота) (рисунок).

При этом решаются две основные взаимосвязанные задачи:

1) создание более совершенных датчиков и технических систем ощущений;

2) создание программных средств, обеспечивающих роботов способностью понимать язык ощущений и формировать поведенческие процессы на основе анализа ощущений, т. е. обеспечивать роботов возможностью рефлексивно рассуждать, что существенно приближает их знаковые системы к тем, которыми пользуется в своей повседневной практике человек.

Разработано достаточно много измерительных систем и сенсоров, имитирующих зрение (блок 1): системы технического зрения, ПЗС-матрицы,



■ Схема ЦНСР: 1 — измерительная система; 2 — канал передачи измерительных сигналов; 3 — блок предобработки измерительных сигналов; 4 — блок фаззификации, распознавания и принятия решения; 5 — канал передачи управляющих сигналов; 6 — блок формирования управляющих воздействий; 7 — рабочие органы робота

■ CNSR scheme: 1 — measuring system; 2 — measuring signal transmission channel; 3 — preprocessing block for measuring signals; 4 — block for fuzzification, recognition and decision making; 5 — control signal transmission channel; 6 — control action forming unit; 7 — robot working parts

оптико-электронные и телевизионные системы измерения перемещений, размеров, яркостей и других параметров [8]. То же можно сказать и о системах, имитирующих слух [9]. Имеются определенные успехи в области создания измерительных систем и сенсоров, имитирующих осязание [10]. Мало изученными и практически слабо используемыми являются измерительные системы, имитирующие обоняние и вкус [11]. Отсутствуют практические разработки, касающиеся создания технических систем, имитирующих чувство равновесия, интуицию и телепатию. Следовательно, решение первой задачи во многом еще не завершено.

Методы и средства передачи и преобразования сигналов в целях выделения информационных параметров из смеси сигнал-шум изучены достаточно хорошо, и имеется значительное количество различных технических средств приема-передачи и фильтрации (блоки 2, 3, 5) сигналов. Так же хорошо развиты технические средства формирования управляющих воздействий (блок 6).

Известны методы фаззификации данных (сигналов), логического вывода и логико-интервальные, логико-вероятностные и логико-лингвистические методы распознавания и принятия решения (блок 6) [12]. Однако решение задачи создания математических и программных средств, позволяющих обеспечивать роботов возможностью рефлексивно рассуждать, находится еще на самой начальной стадии, ограничивающейся моделированием поведенческих процессов на основе анализа ощущений.

Таким образом, имеющиеся технические решения на данном этапе позволяют приступить к созданию упрощенных прототипов ЦНСР. Одним из наиболее перспективных вариантов математической реализации блока 4 может быть логико-вероятностная реализация формирования поведенческих процессов [13] на основе анализа ощущений в виде сигналов от сенсорной системы робота. При этом первой и очень важной для дальнейших логических построений операцией является фаззификация данных, поступающих по сенсорным информационным каналам от различных датчиков.

**Фаззификация сенсорной информации**

Операция физзификации численных данных широко используется в интеллектуальных системах управления и, соответственно, в системах управления интеллектуальными роботами. После выполнения операции фаззификации для каждого сенсорного измерительного канала образуются множества  $X_i$ , содержащие наборы логических переменных  $x_{ij}$ . Например, для канала измерения яркости изображения можно

получить следующие логические переменные:  $x_{11}$  — «очень темное»,  $x_{12}$  — «темное»,  $x_{13}$  — «полутемное»,  $x_{14}$  — «полусветлое»,  $x_{15}$  — «светлое»,  $x_{16}$  — «полуюяркое»,  $x_{17}$  — «яркое»,  $x_{18}$  — «очень яркое». Полученные логические переменные для различных точек окружающего робот пространства могут быть истинными ( $x_{ij} = 1$ ) или ложными ( $x_{ij} = 0$ ). При этом часто могут возникать ситуации, когда при фаззификации численных данных об истинности или ложности получаемых тех или иных логических переменных можно говорить лишь с некоторой долей уверенности. В этом случае каждая полученная логическая переменная  $x_{ij}$  снабжается соответствующим атрибутом в виде вероятности  $P\{x_{ij} = 1\}$  или функции  $\mu(x_{ij})$ , который хранится в базе данных вместе с логической переменной. Там же хранятся координаты точек окружающего робот пространства, соответствующие каждой логической переменной. Естественно, что при изменении окружения робота содержание базы данных обновляется.

При фаззификации логические переменные, например, характеризующие температуру,  $v_{3j}$ , образуются путем квантования всего диапазона датчика температуры и присвоения полученным квантам  $\Delta_{3i}$  имен логических переменных  $v_{3j}$ , принимающих значения истина (1) или ложно (0). Тогда, если входная переменная — температура  $t$  — может изменяться в пределах от  $-20$  до  $+20$  °C, то, введя квант в  $10$  °C, можно весь диапазон изменения температуры разбить на четыре кванта:  $\Delta_{31} = [-20, -10]$ ,  $\Delta_{32} = [-10, 0]$ ,  $\Delta_{33} = [0, +10]$ ,  $\Delta_{34} = [+10, +20]$ . Затем кванту  $\Delta_{31}$  можно присвоить имя  $v_{31}$  {очень холодно}, кванту  $\Delta_{32}$  — имя  $v_{32}$  {холодно}, кванту  $\Delta_{33}$  —  $v_{33}$  {прохладно} и кванту  $\Delta_{34}$  — имя  $v_{34}$  {тепло}. При этом:

— логической переменной  $v_{31}$  будет соответствовать интервал

$$\begin{aligned} & [(-20 + 20)/(20 + 20), \\ & (-10 + 20)/(20 + 20)] = [0; 0,25]; \end{aligned}$$

— логической переменной  $v_{32}$  будет соответствовать интервал

$$\begin{aligned} & [(-10 + 20)/(20 + 20), \\ & (0 + 20)/(20 + 20)] = [0,25; 0,5]; \end{aligned}$$

— логической переменной  $v_{33}$  будет соответствовать интервал

$$\begin{aligned} & [(0 + 20)/(20 + 20), \\ & (10 + 20)/(20 + 20)] = [0,5; 0,75]; \end{aligned}$$

— логической переменной  $v_{34}$  будет соответствовать интервал

$$\begin{aligned} & [(10 + 20)/(20 + 20), \\ & (20 + 20)/(20 + 20)] = [0,75; 1]. \end{aligned}$$

В частности, если, например, датчик показывает температуру  $t = +50$  °C, то после фаззифика-

ции в базу данных ЦНСР будут занесены следующие значения логических переменных:  $v_{31} = 0$ ,  $v_{32} = 0$ ,  $v_{33} = 1$ ,  $v_{34} = 0$  — и соответствующие им описанные выше интервалы как атрибуты этих логических переменных.

В более сложных случаях в качестве атрибутов могут быть вероятности  $P\{x_{ij} = 1\}$  или функции принадлежности  $\mu(x_{ij})$ . Тогда данные от сенсоров органов чувств роботов хранятся в памяти в виде логико-вероятностных либо логико-лингвистических переменных, когда в качестве атрибутов получаемых после фаззификации логических переменных в базе данных ЦНСР будут храниться вероятности либо функции принадлежности. В этом случае машина логического вывода ЦНСР практически всегда будет получать не одно решение, а несколько с разной степенью уверенности. Например:

если  $x_{ij} = 1$  с вероятностью  $P_x$ , и  $y_{ij} = 1$  с вероятностью  $P_y$ , и  $z_i = 1$  с вероятностью  $P_z$ , и  $u_{ij} = 1$  с вероятностью  $P_u$ , и  $v_{ij} = 1$  с вероятностью  $P_v$ , и  $w_{ij} = 1$  с вероятностью  $P_w$ , то  $q_{ij} = 1$  с вероятностью  $P_q$ .

Сенсоры целесообразно объединять в группы, образующие следующие органы чувств робота подобно органам чувств человека: зрение в виде множества  $X$ , слух в виде множества  $Y$ , обоняние в виде множества  $Z$ , вкус в виде множества  $U$ , осязание в виде множества  $V$ , равновесие в виде множества  $W$  и телепатию в виде множества  $Q$ .

В каждом из введенных множеств можно выделить образующие их подмножества, характеризующие свойства наблюдаемого или изучаемого объекта:  $X_i \subset X$ ,  $Y_i \subset Y$ ,  $Z_i \subset Z$ ,  $U_i \subset U$ ,  $V_i \subset V$ ,  $W_i \subset W$ ,  $Q_i \subset Q$ .

Набор таких подмножеств зависит от набора сенсоров, образующих органы чувств конкретного робота. Например, могут быть введены следующие подмножества:

— для зрения:  $X_1$  — контур изображения,  $X_2$  — размер изображения,  $X_3$  — яркость изображения,  $X_4$  — цвет изображения,  $X_5$  — расстояние до объекта,  $X_6$  — скорость приближения,  $X_7$  — скорость удаления;

— для слуха:  $Y_1$  — громкость,  $Y_2$  — тональность,  $Y_3$  — интервал,  $Y_4$  — скорость приближения,  $Y_5$  — скорость удаления,  $Y_6$  — направление;

— для обоняния:  $Z_1$  — тип запаха,  $Z_2$  — интенсивность запаха,  $Z_3$  — направление запаха,  $Z_4$  — скорость приближения,  $Z_5$  — скорость удаления;

— для вкуса:  $U_1$  — тип вкуса,  $U_2$  — сила вкуса,  $U_3$  — направление;

— для осязания:  $V_1$  — ровность поверхности,  $V_2$  — сухость поверхности,  $V_3$  — температура поверхности.

Чувство равновесия у роботов обеспечивается обычно гироскопами. В этом случае могут быть введены следующие подмножества:  $W_1$  — откло-

нение «вверх — вниз»;  $W_2$  — отклонение «вперед — назад»;  $W_3$  — отклонение «влево — вправо»;  $W_4$  — скорость отклонения «вверх — вниз»;  $W_5$  — скорость отклонения «вперед — назад»;  $W_6$  — скорость отклонения «влево — вправо».

Телепатия у роботов, в отличие от человека, вполне объяснимое явление. У них прием и передача сообщений производятся по каналам беспроводной связи. В настоящее время наиболее широко для этого используется Wi-Fi. Наиболее просто подмножества  $Q_i$ , образующие множество телепатии  $Q$ , сформировать заранее, на стадии проектирования робота, предназначенного для выполнения тех или иных технологических операций. В этом случае такими подмножествами будут инструкции или типы реакций ( $q_{ij} \in Q_i$ ), которые хранятся в памяти робота и извлекаются оттуда машиной логического вывода.

### Принятие решений в ЦНСР

При принятии решения о целесообразном поведении робота необходимо в определенной последовательности выполнить следующие процедуры: выделение и распознавание образов в окружении робота; получение бинарных оценок этих образов; формирование рефлексивных или поведенческих рассуждений робота на основе логического анализа бинарных оценок образов; определение целей функционирования робота на основе выбора рефлексивных рассуждений и выбор оптимального решения, соответствующего целям функционирования и текущим ограничениям.

### Выделение и распознавание образов

Операция выделения образов  $M_i$  в окружающем робот пространстве широко используется в системах технического зрения интеллектуальных роботов. В простейшем случае эта операция сводится к объединению в одно множество  $M_i$  тех точек пространства, которые обладают одинаковым набором логических переменных с одинаковыми атрибутами, при условии, что расстояние до ближайшей соседней точки с теми же параметрами не превышает некоторой заранее заданной величины. При этом определяются координаты центра тяжести получаемых изображений (образов). После объединения точек в множества последние могут получить дополнительные качественные параметры в виде логических переменных  $y_{ij}$  после, например, анализа геометрических параметров (площадей, объемов, контуров и др.) изображений. Эти дополнительные параметры:  $y_{11}$  — «большой объем»,  $y_{21}$  — «гладкий контур» и др. — заносятся в базу данных в раздел «множество образов» вместе с другими логическими

параметрами множеств и координатами их центров тяжести. Содержание этого раздела базы данных обновляется при изменении окружения робота. При возникновении ситуаций не полной определенности в процессе объединения точек пространства в некоторое множество (образ) из-за, например, вероятностных атрибутов логических переменных необходимо, помимо геометрических мер близости точек, вводить дополнительные меры близости, например, допустимый разброс значений вероятности логических переменных у соседних точек.

При формировании образов в окружающем робот пространстве обычно используются следующие правила работы с данными:

$$\text{If } (x_{ij} = 1 \wedge y_{ij} = 1 \wedge z_{ij} = 1 \wedge u_{ij} = 1 \wedge v_{ij} = 1 \wedge w_{ij} = 1), \\ \text{then } q_{ij} = 1. \quad (1)$$

При большом количестве логических переменных таких правил может быть очень много. Тогда последовательный перебор правил в целях выявления их выполнимости будет занимать значительное время. В этом случае желательно использовать параллельные вычисления. Для этого, как показано в работе [14], можно использовать процедуру алгебраизации логических выражений, заключающуюся в следующем.

Правила вида (1) представляют собой импликации на языке алгебры логики или булевой алгебры:

$$x_{ij} \wedge y_{ij} \wedge z_{ij} \wedge u_{ij} \wedge v_{ij} \wedge w_{ij} \rightarrow q_{ij}. \quad (2)$$

Выражения вида (2) можно преобразовать в форму алгебры Жегалкина или в эквивалентные алгебраические уравнения по mod 2

$$s_{ij} \oplus s_{ij} * q_{ij} \oplus 1 = b_{ij}, \quad (3)$$

где  $\oplus$  — знак сложения по mod 2;  $*$  — знак умножения по mod 2;  $b_{ij} = 0$  либо 1 и  $s_{ij} = x_{ij} \wedge y_{ij} \wedge z_{ij} \wedge u_{ij} \wedge v_{ij} \wedge w_{ij}$ .

Тогда полученную систему логических уравнений можно записать в матричной форме по mod 2 [14]

$$\mathbf{A} * \mathbf{F} = \mathbf{B}, \quad (4)$$

где  $\mathbf{A}$  — прямоугольная двоичная матрица размерности  $[n, m]$ , элементы которой состоят из нулей и единиц [14];  $\mathbf{F}$  — фундаментальный вектор логической системы размерностью  $n$ , строящийся из комбинаций логических переменных  $x_{ij}, y_{ij}, z_{ij}, u_{ij}, v_{ij}, w_{ij}, q_{ij}$ , полученных при фазсификации сенсорных данных, и дополненный 1 на месте последнего элемента;  $\mathbf{B}$  — двоичный вектор размерности  $n$ .

Процедура получения системы уравнений (4) легко формализуется [14].

Естественно, что полученная таким способом матричная система уравнений по mod 2 вида (4) будет иметь большую размерность. Однако в реальной ЦНСР не все компоненты этого уравнения (не все сочетания логических переменных) физически реализуемы и могут быть отброшены. В результате такой редукции мы получим матричную систему уравнений по mod 2 меньшей размерности

$$\mathbf{C} * \mathbf{R} = \mathbf{G}, \quad (5)$$

где размеры матриц  $\mathbf{C}$ ,  $\mathbf{R}$ ,  $\mathbf{G}$  меньше размеров матриц  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{F}$ ,  $\mathbf{B}$  соответственно.

Распознавание сформированных ЦНСР образов  $M_i$  — это отнесение их к тем или иным классам образов  $C_j^M$ , содержащим так называемые идеальные образы  $M_i$ , для которых известны принятые ранее оптимальные решения ( $M_i^* \in C_j^M$ ). При этом можно существенно ускорить процесс принятия решения при формировании целей функционирования и целесообразного поведения робота.

Процедура распознавания образов в случае представления их в алгебре по mod 2 требует задания правил или алгоритмов обработки атрибутивной части, характеризующей логические переменные, при проведении над ними операций сложения и умножения по mod 2. Лингвистические атрибуты, характеризующие образы, образуют в общем случае неметризуемые множества  $V_i$ . В этом случае при распознавании выбор наилучшего класса из множества альтернативных может опираться на процедуру поиска бинарных отношений  $M_i g M_j^*$ ,  $g$  — двуместный предикат на анализируемых множествах, который, например, может быть задан указанием формул логико-математического языка или формализованного лингвистического выражения [15]. При этом проблема выявления наилучшего приближения сводится к двум задачам: получению множеств  $M_i$ ,  $M_j^*$  и конструированию оптимальной процедуры  $g$ , позволяющей получить количественную оценку близости  $M_i$  к  $M_j^*$ .

Создание исходной базы для конструирования  $g$  целесообразно начинать с выделения в каждом из сравниваемых множеств метризуемых подмножеств (например, подмножества вероятностей решений), для элементов которых могут быть указаны отношения и числовые меры близости. Следующим, наиболее сложным шагом является упорядочивание элементов неметризуемых подмножеств. Весьма вероятно, что для решения этой задачи понадобится построение новой системы логических уравнений, решение которой приведет либо к метризуемым множествам, либо к упорядоченным. В первом случае мы сразу получаем числовые меры близости, во втором эти меры придется строить заново. В качестве возмож-

ных числовых оценок могут быть использованы мощности множеств, количество совпадающих элементов, число групп совпавших элементов и др. Каких-либо рекомендаций по выбору тех или иных оценок в настоящее время нет в связи со слабой изученностью подобных моделей. В случае невозможности упорядочивания неметризуемых множеств решение о наибольшей близости какого-либо множества к эталону должен принимать сам разработчик или оператор, исходя из своих предпочтений, опыта и интуиции.

К наиболее часто используемым и легко конструируемым бинарным функциональным отношениям можно отнести:

- оценку по максимальному отклонению мощностей множеств;
- оценку по среднеквадратическому отклонению мощностей множеств;
- вероятностную оценку по максимальному отклонению мощностей множеств;
- вероятностную оценку по среднеквадратическому отклонению мощностей множеств.

Использование указанных бинарных функциональных отношений позволяет легко ранжировать образы  $M_i$  модели по их близости к эталонам  $M_j^*$  и при этом ввести числовую оценку близости.

#### Формирование бинарных оценок

Бинарные оценки образов можно получить путем логического анализа параметров, характеризующих образы. Для этого вначале необходимо составить правила присвоения данному образу той или иной бинарной оценки, например, если образ очень яркий, большой и быстро перемещается в сторону робота, то этот образ (объект) очень опасный. Система таких правил вносится в базу знаний ЦНСР на стадии создания робота. В ряде случаев она может корректироваться в процессе эксплуатации робота путем обучения или самообучения. При большом количестве таких правил целесообразно их привести к системе алгебраических уравнений по mod 2 или к алгебре логики Жегалкина (4). В результате мы получаем матричные уравнения, решение которых легко распараллеливается матричными процессорами. Это позволяет резко ускорить логический анализ параметров образов. Полученные бинарные оценки образов также заносятся в базу данных образов в окружающем робот пространство. При изменении окружения робота бинарные оценки и сами образы обновляются.

Выбор бинарной оценки осуществляется путем проверки выполнимости тех или иных правил работы с данными из подмножеств ( $x_{ij} \in X_i$ ,  $y_{ij} \in Y_i$ ,  $z_{ij} \in Z_i$ ,  $u_{ij} \in U_i$ ,  $v_{ij} \in V_i$ ,  $w_{ij} \in W_i$ ). Подобные правила обычно имеют вид:

если  $x_{ij} = 1$ , и  $y_{ij} = 1$ , и  $z_{ij} = 1$ , и  $u_{ij} = 1$ , и  $v_{ij} = 1$ , и  $w_{ij} = 1$ , то  $g_{ij} \in G_i$ .

При большом количестве логических переменных таких правил может быть также очень много. Тогда последовательный перебор правил в целях выявления их выполнимости будет занимать значительное время. В этом случае желательно использовать параллельные вычисления. Для этого можно использовать процедуру алгебраизации логических выражений [14].

Данные логического типа  $(x_{ij}, y_{ij}, z_{ij}, u_{ij}, v_{ij}, w_{ij})$  извлекаются из данных или сигналов от сенсоров органов чувств роботов путем их фаззификации. При этом с каждой логической переменной будет связан присущий ей атрибут. В простейшем случае таким атрибутом является интервал. В более сложных случаях в качестве атрибутов могут быть вероятности  $P\{x_{ij} = 1\}$  или функции принадлежности  $\mu(x_{ij})$ . Поэтому данные от сенсоров органов чувств роботов хранятся в памяти в виде логико-интервальных, логико-вероятностных либо логико-лингвистических переменных. Машина логического вывода относительно бинарных оценок образов практически всегда будет получать не одно решение, а несколько с разной степенью уверенности. Например, если  $x_{ij} = 1$  с вероятностью  $P_x$ , и  $y_{ij} = 1$  с вероятностью  $P_y$ , и  $z_{ij} = 1$  с вероятностью  $P_z$ , и  $u_{ij} = 1$  с вероятностью  $P_u$ , и  $v_{ij} = 1$  с вероятностью  $P_v$ , и  $w_{ij} = 1$  с вероятностью  $P_w$ , то  $g_{ij} = 1$  с вероятностью  $P_{ij}$  или  $g_{kj} = 1$  с вероятностью  $P_{kj}$ .

Это, естественно, будет приводить к неоднозначности поведения робота. Человек в данной ситуации ведет себя целесообразно или целеустремленно интуитивно, опираясь на собственный опыт либо генетически заложенный поведенческий стереотип [15]. Задача надления роботов навыками целесообразного поведения пока находится на самом начальном этапе. Обычно в таких случаях в системе управления роботом должна запускаться процедура поиска оптимального решения.

В настоящее время наиболее полно изучены проблемы выбора оптимальных решений в условиях неполной определенности интервального, вероятностного либо лингвистического типа [16]. При этом требуется использовать известные [17, 18] алгоритмы вычисления таких атрибутов логических функций, как интервалы, вероятности и функции принадлежности.

#### Формирование рефлексивных рассуждений

Рефлексивные или поведенческие рассуждения робота можно получить на основе логического анализа бинарных оценок образов, находящихся в его окружении. Для этого необходимо составить правила типа «если — то» реакции на ту или иную бинарную оценку образа с учетом местоположения и состояния самого робота. Например:

если образ очень опасный и находится рядом, то робот должен удалиться от него;

если образ очень опасный, находится рядом и рядом находится большой хороший образ, то робот должен спрятаться за него.

Такие правила составляются и заносятся в базу знаний на стадии создания робота. Их может быть очень много, и они могут корректироваться в процессе эксплуатации. При этом целесообразно привести их к системе алгебраических уравнений по mod 2 или к алгебре логики Жегалкина для распараллеливания вычислений. Программа перевода системы правил в алгебраические уравнения по mod 2 должна входить в математическое обеспечение ЦНСР.

#### Определение целей функционирования

Формирование целей функционирования робота на основе выбора рефлексивных рассуждений, полученных после анализа бинарных оценок образов, окружающих робота, является сложной проблемой, связанной с решением плохо формализуемых многокритериальных оптимизационных задач. При этом часто требуется выбирать не одну конкретную цель, а последовательность следующих друг за другом целей при успешном выполнении предыдущих целей. На стадии проектирования робота невозможно предусмотреть все ситуации, в которых может находиться робот при принятии решения о выборе цели функционирования. Поэтому в память робота вносятся возможные по предполагаемым условиям эксплуатации ситуации и соответствующие возможные цели с индексом их эффективности. Тогда в ЦНСР должно быть такое программное обеспечение, которое могло бы путем оценки допустимых рефлексивных рассуждений и имеющих пригодных наиболее эффективных целей функционирования в данной ситуации выбора составить последовательность целей, которая обеспечивала бы экстремум критерия качества (функционала). Формирование такого критерия качества является сложной и трудоемкой задачей, решение которой связано прежде всего с формированием и решением ряда логических задач, приводящих к формуле вычисления критерия качества [17]. Наиболее хорошие результаты при решении этой проблемы можно получить при использовании многошагового обобщенного программирования и программных сред типа A-life.

#### Выбор оптимального решения

Человек в процессе мышления и принятия решения на основе обработки имеющейся информации обычно придерживается одного из двух стилей — дедуктивного или индуктивного. Имеется и третий, плохо изученный и редко

встречающийся, тип мышления — абдуктивный. Рассмотрим варианты использования в ЦНСР каждого из перечисленных типов принятия решений.

При *дедуктивном* принятии решения процесс мышления в ЦНСР начинается с глобального уровня, и далее идет движение вниз к локальному. Техническим аналогом такого вида мышления может быть процесс оптимизации, когда вначале на основе имеющейся информации ищется наилучшее решение из всех возможных, а затем путем проверки на основе имеющейся информации всех ограничений производится коррекция решения.

Выбор оптимального решения из всех решений  $q_{ij}$ , полученных из системы (5), может осуществляться различными способами. Наиболее просто в этом случае использовать методы математического программирования. Тогда при логико-вероятностном описании неопределенностей [16], т. е. когда атрибутами логических переменных в уравнениях (4), (5) являются вероятности  $P\{q_{ij} = 1\}$ , критерий качества можно выразить следующим образом:

$$f_0(Q_i) = P\{q_{ij} = 1\} \rightarrow \max. \quad (6)$$

При этом значения вероятностей  $P\{q_{ij} = 1\}$  можно вычислять приближенно по описанному в работах [15, 18] алгоритму.

Если в результате анализа какой-либо ЦНСР будет выявлено, что влияние тех или иных компонент  $q_{ij}$  на ее поведение различно, то критерий качества (6) целесообразно привести к виду

$$f_0(Q_i) = \beta_i P\{q_{ij} = 1\} \rightarrow \max, \quad (7)$$

где  $\beta_i$  — назначаемые весовые коэффициенты.

При логико-лингвистическом описании неопределенностей, т. е. когда атрибутами логических переменных в уравнениях (4), (5) являются функции принадлежности  $\mu(q_{ij})$ , критерий качества можно выразить следующим образом:

$$f_0(Q_i) = \mu(q_{ij}) \rightarrow \max. \quad (8)$$

При этом значения функций принадлежности  $\mu(q_{ij})$  можно вычислять по описанным в работе [15] алгоритмам.

Если в результате анализа какой-либо ЦНСР будет выявлено, что влияние тех или иных компонент  $q_{ij}$  на ее поведение различно, то критерий качества (8) целесообразно привести к виду

$$f_0(Q_i) = \beta_i \mu(q_{ij}) \rightarrow \max. \quad (9)$$

При логико-интервальном описании неопределенностей, т. е. когда атрибутами логических

переменных в уравнениях (4), (5) являются интервалы  $\Delta_{ij} = [a_{ji}, b_{ji}]$ , критерий качества можно выразить в виде следующих выражений:

$$f_0(Y) = k_{ji}(b_{ji} - a_{ji}) \rightarrow \min; \quad (10)$$

$$f_0(Y) = k_{ji}[(b_{ji} - a_{ji}) - c_{ji}]^2 \rightarrow \min; \quad (11)$$

$$f_0(Y) = k_{ji}^b[(b_{ji} - b_{ji}^0)^2 + (a_{ji} - a_{ji}^0)^2] \rightarrow \min; \quad (12)$$

$$f_0(Y) = [k_{ji}^b(b_{ji} - b_{ji}^0)^2 + k_{ji}^a(a_{ji} - a_{ji}^0)^2] \rightarrow \min, \quad (13)$$

где  $k_{ji}$ ,  $k_{ji}^b$ ,  $k_{ji}^a$  — коэффициенты предпочтения лица, принимающего решения, об оптимальности;  $c_{ji}$  — желаемая для лица, принимающего решения, ширина интервала;  $b_{ji}^0$ ,  $a_{ji}^0$  — желаемые лицом, принимающим решения, границы интервалов.

После вычисления критериев качества всех возможных решений в соответствии с уравнениями (6), (7) при логико-вероятностном описании неопределенностей, либо (8), (9) при логико-лингвистическом описании неопределенностей, либо (10)–(13) при логико-интервальном описании неопределенностей все найденные решения ранжируются. Затем решения проверяются на выполнимость ограничений для уравнений (4), (5), начиная с первого, имеющего наивысший критерий качества. При этом первое из проверяемых решений, удовлетворяющее ограничениям, считается оптимальным.

При *индуктивном* принятии решения процесс мышления в ЦНСР начинается с анализа отдельных решений, и далее идет поиск общего, глобального вывода. Техническим аналогом такого вида мышления может быть процесс оптимизации, когда вначале на основе имеющейся информации проверяются все решения на выполнимость ограничений, а затем ищется наилучшее решение из всех возможных по условиям ограничений решений по критериям типа (6)–(13).

При *абдуктивном* принятии решения, согласно Пирсу, познавательная деятельность в ЦНСР есть взаимодействие абдукции, индукции и дедукции [19]. При этом абдукция осуществляет принятие правдоподобных гипотез посредством объяснения фактов, с помощью индукции реализуется тестирование выдвинутых гипотез, а путем дедукции из принятых гипотез выводятся следствия. Техническим аналогом такого вида мышления может быть процесс поиска оптимального решения по аналогии, когда из всех возможных решений, получаемых из уравнений (5), вначале отбираются методами распознавания образов те решения, которые наиболее близки к уже имеющимся решениям, хранящимся в базе данных ЦНСР и дававшим в прошлом хорошие результаты. Затем можно методами дедуктивного и (или) индуктивного принятия решений по критериям качества (6)–(13) выбрать лучшее.

В более сложных случаях, характерных для интеллектуальных систем, когда не удается сформировать скалярный критерий качества, выбор оптимального решения из всех решений  $q_{ij}$ , полученных из системы (5), может осуществляться методами математического программирования в порядковых шкалах, обобщенного математического программирования или многошагового обобщенного математического программирования. Сравнивая описанные методы принятия решения, можно сделать вывод, что абдукционный метод является наиболее быстрым по аналогии с интуицией, но его надежность зависит от полноты базы данных хороших решений из прошлого опыта, т. е. от времени эксплуатации подобных роботов в похожих условиях окружения. Дедуктивный метод более быстрый по сравнению с индуктивным при большом числе ограничений, так как не требует проверки ограничений для всех решений. При сложных критериях качества и малом числе ограничений индуктивный метод может быстрее дать результат, так как отбросит поиск решения по сложным критериям качества для неприемлемых по ограничениям решений.

После выбора оптимального решения в блоке 4 (см. рисунок) запускается операция дефаззификации, под которой понимается процедура преобразования нечетких величин, получаемых в результате нечеткого вывода, в четкие. Эти величины по каналу передачи управляющих сигналов 5 передаются в блок 6 формирования управляющих воздействий. Обычно в блоке 6 формируются опти-

мальные законы управления рабочими органами 7, которые поступают туда в виде управляющих сигналов (напряжений). Методы поиска оптимальных управляющих воздействий изучены достаточно полно, например, в работе [20].

## Заключение

Предложенные принципы дедуктивного, индуктивного и абдукционного принятия решений и соответствующие процедуры обработки информации в ЦНСР с использованием алгебраизации и матричного решения систем логических уравнений эффективно применять при формировании стратегии и тактики управления интеллектуальными роботами в условиях неполной определенности. При этом наиболее быстро будет приниматься решение при использовании абдукционного принципа, включающего элементы дедуктивного и индуктивного мышления. Достоверность и надежность принятия решения при таком подходе могут быть повышены в процессе эксплуатации робота, если включить в систему управления элементы самообучения, пополняющие базу отбираемых хороших решений, дававших в прошлом правильные решения.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 16-29-04424, 18-01-00076, 18-51-06003 и 15-07-04760), РНФ (проект № 18-19-00005) и Программы Президиума РАН 1.31П «Актуальные проблемы робототехники».

## Литература

1. Ронжин А. Л., Басов О. О., Соколов Б. В., Юсупов Р. М. Концептуальная и формальная модели синтеза киберфизических систем и интеллектуальных пространств // Изв. вузов. Приборостроение. 2016. № 11(59). С. 897–905. doi: 10.17586/0021-3454-2016-59-11-897-905
2. Distefano S., Merlino G., Puliafito A. Sensing and Actuation as a Service: A New Development for Clouds // Proc. of the 11th Intern. Symp. on Network Computing and Applications, NCA'12. IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, 2012. P. 272–275.
3. Li B. S. X., Wan B., Wang C., Zhou X., Chen X. Definitions of Predictability for Cyber Physical Systems // J. of Systems Architecture. 2016. N 63. P. 48–60. doi: 10.1016/j.sysarc.2016.01.007
4. Добрынин Д. А. Интеллектуальные роботы вчера, сегодня, завтра // X национальная конф. по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2006, Обнинск, 25–28 сентября 2006 г.: тр. конф. в 3 т. Т. 2. М.: Физматлит, 2006. С. 20–32.
5. Rogatkin D. A., Kulikov D. A., Ivlieva A. L. Three Views on Current Data of Neuroscience for the Purposes of Intelligent Robotics // Modeling of Artificial Intelligence. 2015. Vol. 6. Iss. 2. P. 98–136.
6. Хахалин Г. К. Прикладная онтология на языке гиперграфов // Тр. второй Всерос. конф. с международным участием «Знания-Онтологии-Теории» (ЗОНТ-09), Новосибирск, 20–22 октября 2009 г. 2009. С. 223–231.
7. Аккоф Р., Эмери Ф. О целеустремленных системах. — М.: Сов. радио, 1974. — 269 с.
8. Поливцев С. А., Хашан Т. С. Исследование геометрических и акустических свойств сенсоров для системы технического слуха роботов // Проблемы бионики. 2003. № 6. С. 63–69.
9. Ming Ying, Andrew P. Bonifas, Nanshu Lu, Yewang Su, Rui Li, Huanyu Cheng, Abid Ameen, Yonggang Huang, and John A. Rogers. Silicon Nanomembranes for Fingertip Electronics // Nanotechnology. 2012. Vol. 23. N34. https://doi.org/10.1088/0957-4484/23/34/344004 (дата обращения: 15.01.2017).
10. Юревич Е. И. Сенсорные системы в робототехнике. — СПб.: Изд-во Политехнического ун-та, 2013. — 100 с.
11. Carolyn Mathas. The Five Senses of Sensors. Part 1. Smell, Taste and Hearing // Article Library. Digi-Key

- Corporation, 2015. www.digikey.com (дата обращения: 15.01.2017).
12. Городецкий А. Е., Курбанов В. Г., Тарасова И. Л. Эргатические методы анализа процессов эксплуатации и принятия решений при повреждениях и авариях энергообъектов // Информационно-управляющие системы. 2013. № 6. С. 29–36.
  13. Gorodetskiy A. E., Tarasova I. L., Kurbanov V. G. Behavioral Decisions of a Robot Based on Solving of Systems // Smart Electromechanical Systems: The Central Nervous System. 2017. P. 61–71. doi:10.1007/978-3-319-53327-8\_5
  14. Дубаренко В. В., Курбанов В. Г. Метод приведения систем логических уравнений к форме линейных последовательностных машин // Информационно-измерительные и управляющие системы. 2009. Т. 7. № 4. С. 37–40.
  15. Городецкий А. Е., Тарасова И. Л. Нечеткое математическое моделирование плохо формализуемых процессов и систем. — СПб.: Изд-во Политехнического ун-та, 2010. — 336 с.
  16. Gorodetskiy A. E., Kurbanov V. G., Tarasova I. L. Methods of Synthesis of Optimal Intelligent Control Systems SEMS // Smart Electromechanical Systems. 2016. P. 25–45. http://dx.doi.org/ 10.1007/978-3-319-27547-5\_4 (дата обращения: 15.01.2017).
  17. Заде Л. А. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. — М.: Мир, 1976. — 168 с.
  18. Дубаренко В. В., Курбанов В. Г., Кучмин А. Ю. Об одном методе вычисления вероятностей логических функций // Информационно-управляющие системы. 2010. № 5. С. 2–7.
  19. Пирс Ч. С. Рассуждение и логика вещей: лекции для Кембриджских конференций 1898 года. — М.: Изд-во РГГУ, 2005. — 371 с.
  20. Городецкий А. Е., Дубаренко В. В., Курбанов В. Г. Метод поиска оптимальных управляющих воздействий на динамические объекты с адаптацией к изменениям внешней среды // Тр. 6-го Санкт-Петербургского симп. по теории адаптивных систем (SPAS'99). СПб., 1999. С. 228–232.

UDC 62-52

doi:10.15217/issn1684-8853.2018.1.21

**Decision-making in Central Nervous System of a Robot**Gorodetskiy A. E.<sup>a</sup>, Dr. Sc., Tech., Professor, g27764@yandex.ruKurbanov V. G.<sup>a,b</sup>, PhD, Phys.-Math., Associate Professor, vugar\_borchali.yahoo.comTarasova I. L.<sup>a,c</sup>, PhD, Tech., Associate Professor, g17265@yandex.ru<sup>a</sup>Institute of Problems of Mechanical Engineering of RAS, 61, Bolshoi Pr. V.O., 199178, Saint-Petersburg, Russian Federation<sup>b</sup>Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation, 67, B. Morskaia St., 190000, Saint-Petersburg, Russian Federation<sup>c</sup>Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, 29, Politechnicheskaya St., 195251, Saint-Petersburg, Russian Federation

**Introduction:** Smart electromechanical systems have the ability to perform parallel calculations, group control, communication, information storage, monitoring, measurement and control of their own or environmental parameters with parallel kinematics of the actuators. This allows such systems to manipulate large loads in terms of accuracy and rigidity. The behavior of such a system is based on the information it obtains from its own central nervous system about the state of the environment and the state of the system itself. **Purpose:** Developing algorithms of individual behavioral decisions for humanoid robots built from modules of intelligent electromechanical systems. The decisions should be based on the information received from the central nervous system. **Results:** The paper discusses the deductive, inductive and abductive types of behavioral decision-making in the central nervous system of a robot built from modules of intelligent electromechanical systems. It is shown that the abductive method is the fastest one by analogy with intuition, but its reliability depends on the completeness of the database of good solutions from the past experience, i.e. it strongly depends on the time of operating similar robots in similar environments. The deductive method, with a large number of constraints, is faster than the inductive one, as it does not require that the constraints for all the solutions are verified. Under complex quality criteria and a small number of constraints, the inductive method can produce faster results, as it discards the search for solutions by complex quality criteria for the decisions unacceptable by constraints. **Practical relevance:** Based on the considered types of behavioral decision-making in the central nervous system of a robot, the proposed algorithms can be used to formulate the strategy and tactics of the control over intelligent robots.

**Keywords** — Intelligent Electromechanical Systems, Human Sense Organs, Human Central Nervous System, Central Nervous System of a Robot, Measurements, Calculations, Control, Deduction, Induction, Abduction.

**Citation:** Gorodetskiy A. E., Kurbanov V. G., Tarasova I. L. Decision-Making in Central Nervous System of a Robot. *Informatsionno- upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2018, no. 1, pp. 21–30 (In Russian). doi:10.15217/issn1684-8853.2018.1.21

## References

- Ronzhin A. L., Basov O. O., Sokolov B. V., Yusupov R. M. Conceptual and Formal Models of Synthesis of Cyber-Physical Systems and Cyber-Physical Intellectual Spaces. *Izvestia vysshikh uchebnykh zavedenii. Priborostroneniye* [Journal of Instrument Engineering], 2016, vol. 59, no. 11, pp. 897–905 (In Russian). doi:10.17586/0021-3454-2016-59-11-897-905
- Distefano S., Merlino G., Puliafito A. Sensing and Actuation as a Service: A New Development for Clouds. *Proc. of the 11th Intern. Symp. on Network Computing and Applications, NCA'12*, IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, 2012, pp. 272–275.
- Li B. S. X., Wan B., Wang C., Zhou X., Chen X. Definitions of Predictability for Cyber Physical Systems. *J. of Systems Architecture*, 2016, no. 63, pp. 48–60. doi:10.1016/j.sysarc.2016.01.007
- Dobrynin D. A. Intellectual Robots Yesterday, Today, Tomorrow. *Trudy X natsional'noi konferentsii po iskusstvennomu intellektu s mezhdunarodnym uchastiem KII-2006* [Proc. of the X National Conf. on Artificial Intelligence with International Participation KII-2006, Obninsk, September 25–28, 2006]. Moscow, Fizmatlit Publ., 2006, vol. 2, pp. 20–32 (In Russian).
- Rogatkin D. A., Kulikov D. A., Ivlieva A. L. Three Views on Current Data of Neuroscience for the Purposes of Intelligent Robotics. *Modeling of Artificial Intelligence*, 2015, iss. 2, vol. 6, pp. 98–136.
- Khakhalin G. K. Applied Ontology in the Language of Hypergraphs. *Trudy vtoroi Vserossiiskoi Konferentsii s mezhdunarodnym uchastiem "Znaniia-Ontologii-Teorii" (ZONT-09)* [Proc. of the second All-Russian Conf. with Intern. Participation "Knowledge-Ontology-Theory" (ZONT-09), Novosibirsk, October 20–22, 2009], 2009, pp. 223–231 (In Russian).
- Ackoff R., Emery F. *O tselestremlynykh sistemakh* [On Purposeful Systems]. Moscow, Sovetskoe radio Publ., 1974. 269 p. (In Russian).
- Polivtsev S. A., Khashan T. S. The Study of Geometric and Acoustic Properties of the Sensors for the Technical Hearing System. *Problemy bioniki* [Problems Robots Bionics], 2003, no. 6, pp. 63–69 (In Russian).
- Ming Ying, Andrew P. Bonifas, Nanshu Lu, Yewang Su, Rui Li, Huanyu Cheng, Abid Ameen, Yonggang Huang, and John A. Rogers. Silicon Nanomembranes for Fngertip Electronics. *Nanotechnology*, 2012, vol. 23, no. 34. Available at: <https://doi.org/10.1088/0957-4484/23/34/344004> (accessed 15 January 2017).
- Yurevich E. I. *Sensornye sistemy v robototekhnike* [Sensor Systems in Robotics]. Saint-Petersburg, Politekhnikheskii universitet Publ., 2013. 100 p. (In Russian).
- Carolyn Mathas. The Five Senses of Sensors. Part 1. Smell, Taste and Hearing. *Article Lirary*, 2015. Available at: [www.digikay.com](http://www.digikay.com) (accessed 15 January 2017).
- Gorodetskiy A. E., Kurbanov V. G., Tarasova I. L. Ergatic Operating Instructions Manual Methods of Analysis and Decision-Making Processes in Injuries and Accidents of Power. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2013, no. 6, pp. 29–36 (In Russian).
- Gorodetskiy A. E., Tarasova I. T., Kurbanov V. G. Behavioral Decisions of a Robot Based on Solving of Systems. *Smart Electromechanical Systems: The Central Nervous System*, 2017, pp. 61–71. doi:10.1007/978-3-319-53327-8\_5
- Dubarenko V. V., Kurbanov V. G. The Method of Bringing the Systems of Logical Equations in the Form of Linear Sequential Machines. *Informatsionno-izmeritel'nye i upravliaiushchie sistemy* [Information-Measuring and Control Systems], 2009, vol. 7, no. 4, pp. 37–40 (In Russian).
- Gorodetskiy A. E., Tarasova I. L. *Nechetkoe matematicheskoe modelirovanie plokhho formalizuemyykh protsessov i sistem* [Fuzzy Mathematical Modeling of Poorly Formalized Processes and Systems]. Saint-Petersburg, Politekhnikheskii universitet Publ., 2010. 336 p. (In Russian).
- Gorodetskiy A. E., Kurbanov V. G., Tarasova I. L. Methods of Synthesis of Optimal Intelligent Control Systems SEMS. *Smart Electromechanical Systems*, 2016, pp. 25–45. Available at: [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-27547-5\\_4](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-27547-5_4) (accessed 15 January 2017).
- Zadeh L. A. The Concept of a Linguistic Variable and its Application to Approximate Reasonins. *Information Sciences*, 1975, no. 8(3), pp. 199–249.
- Dubarenko V. V., Kurbanov V. G., Kuchmin A. Y. A Method of Calculating the Probabilities of Logic Functions. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2010, no. 5, pp. 2–7 (In Russian).
- Peirce Ch. S. *Rassuzhdenie i logika veshchei: Lektsii dlia Kembridzhskikh konferentsii 1898 goda* [Reasoning and Logic of Things: The Cambridge Conference Lectures of 1898]. Moscow, RGGU Publ., 2005. 371 p. (In Russian).
- Gorodetskiy A. E., Dubarenko V. V., Kurbanov V. G. Method of Searching for Optimal Control Actions on Objects with Dynamic Adaptation to Changes in the Environment]. *Trudy 6-go Sankt-Peterburgskogo simpoziuma po teorii adaptivnykh sistem (SPAS'99)*. [Proc. 6th Saint-Petersburg Symp. on Adaptive Systems Theory (SPAS'99)]. Saint-Petersburg, 1999, pp. 228–232 (In Russian).