

УДК 004.89

## АВТОМАТИЧЕСКИЙ СИНТЕЗ СЦЕНАРИЕВ ПОХОДКИ РЕКОНФИГУРИРУЕМЫХ МЕХАТРОННО-МОДУЛЬНЫХ РОБОТОВ В МОДИФИКАЦИИ ШАГАЮЩЕЙ ПЛАТФОРМЫ

**С.В. Манько,  
Е.И. Шестаков<sup>@</sup>**

*МИРЭА – Российский технологический университет, Москва 119454, Россия  
<sup>@</sup>Автор для переписки, e-mail: shestakov.e.i@yandex.ru*

Реконфигурируемые мехатронно-модульные роботы, главной отличительной особенностью которых является способность к адаптации своей структуры в зависимости от специфики выполняемых задач и условий окружающей обстановки, представляют большой интерес для широкого спектра различных приложений. Один из ключевых вопросов управления движением роботов такого типа заключается в необходимости использования оригинальных алгоритмов для каждой из возможных конфигураций, многообразие которых будет определяться конструкцией мехатронных модулей, их численностью и выбранным вариантом сопряжения. Некоторые типовые конфигурации мехатронно-модульных перестраиваемых роботов допускают возможность разработки алгоритмов управления движением, инвариантных к числу звеньев в составе кинематической структуры. Однако перспективный подход к решению проблемы в общем случае связан с развитием средств и методов самообучения, позволяющих обеспечить автоматизированный синтез алгоритмов управления движением многозвенного мехатронно-модульного робота с учетом его выбранной конфигурации. В настоящей статье обсуждаются результаты поисковых исследований по применению аппарата самоорганизуемых конечных автоматов для решения задачи автоматического синтеза сценариев походки реконфигурируемых мехатронно-модульных роботов в модификации шагающей платформы. Приводятся результаты модельных экспериментов, подтверждающих работоспособность и эффективность разработанных алгоритмов.

**Ключевые слова:** реконфигурируемые мехатронно-модульные роботы, самообучение, интеллектуальные системы управления, конечные автоматы.

## AUTOMATIC SYNTHESIS OF GAIT SCENARIOS FOR RECONFIGURABLE MECHATRONIC MODULAR ROBOTS IN THE MODIFICATION OF THE WALKING PLATFORM

**S.V. Manko,  
E.I. Shestakov<sup>@</sup>**

*MIREA – Russian Technological University, Moscow 119454, Russia  
<sup>@</sup>Corresponding author e-mail: shestakov.e.i@yandex.ru*

Reconfigurable mechatronic modular robots capable of adapting their structure depending on the specifics of the tasks performed and the environmental conditions are of great interest for a wide range of different applications. One of the key issues in controlling the movement of robots of this type is the need to use original algorithms for each of the possible configurations. The variety of configurations is determined by the structure of mechatronic modules, their number and the selected connection option. Some typical configurations of mechatronic modular robots allow the development of motion control algorithms invariant with respect to the number of modules in the kinematic structure. However, a promising approach to solving the problem is generally associated with the development of self-learning methods and tools for the automated synthesis of motion control algorithms of a multi-link mechatronic modular robot in case of chosen configuration. This article discusses the results of research on the use of self-organized finite-state machines for solving the problem of automatic synthesis of scenarios for the gait of reconfigurable mechatronic-modular robots in the modification of the walking platform. The results of model experiments confirming the efficiency and effectiveness of the developed algorithms are presented.

**Keywords:** reconfigurable modular robots, self-learning, intelligent control systems, finite-state machine.

### Введение

Привлекательность и функциональные возможности многозвенных реконфигурируемых роботов, концепция которых появилась и стала активно развиваться на рубеже XX–XXI веков, целиком и полностью определяются интеграцией известных принципов блочно-модульного построения сложных технических систем. Комплексное сочетание модульности механических конструкций, аппаратных средств и программно-алгоритмического обеспечения обуславливает потенциальные преимущества реконфигурируемых роботов, как нового класса электромеханических устройств, создаваемых на базе типовых мехатронных элементов и обладающих уникальным набором свойств. Сюда относятся их многофункциональность, повышенная проходимость и мобильность, надежность и самовосстанавливаемость, адаптивность кинематической структуры и ее оперативная модифицируемость в соответствии с особенностями прикладного применения и условиями внешней среды. Практическое воплощение подобного подхода связано с необходимостью решения ряда ключевых задач, среди которых одними из важнейших являются самообучение и автоматический синтез алгоритмов управления многозвенным мехатронно-модульным роботом для его конфигурации, синтезированной исходя из специфики текущей ситуации.

### Особенности функционирования мехатронно-модульных реконфигурируемых роботов

Концепция построения мехатронных роботов с адаптивной кинематической структурой предполагает наличие однотипных модулей, объединяемых в единую многозвенную конструкцию. Типовые мехатронные модули включают в свой состав один и несколько двигателей с поворотными шарнирами и простейшими механическими передачами, интерфейсные площадки для обеспечения взаимного механического, электрического и информационного сопряжения, управляющий контроллер, различные виды датчиков и автономный источник питания. Подобная конструкция типовых модулей позволяет обеспечить

их автоматическую стыковку и расстыковку для оперативного формирования необходимой конфигурации кинематической структуры робота в зависимости от целей и условий функционирования.

Несмотря на разнообразие предлагаемых вариантов типовых мехатронных модулей, подавляющее большинство разработчиков в приложении к задачам целенаправленного перемещения многозвенных роботов с адаптивной кинематической структурой рассматривают три основных модификации их возможной компоновки, показанные на рис. 1–4 [1]:

- с конфигурацией «колеса» для движения по поверхности ровного профиля;
- со змеевидной конфигурацией для движения в условиях ограниченного пространства;
- с конфигурацией шагающей платформы для движения по поверхностям переменного профиля в условиях сложных сцен с многочисленными препятствиями и неровностями.

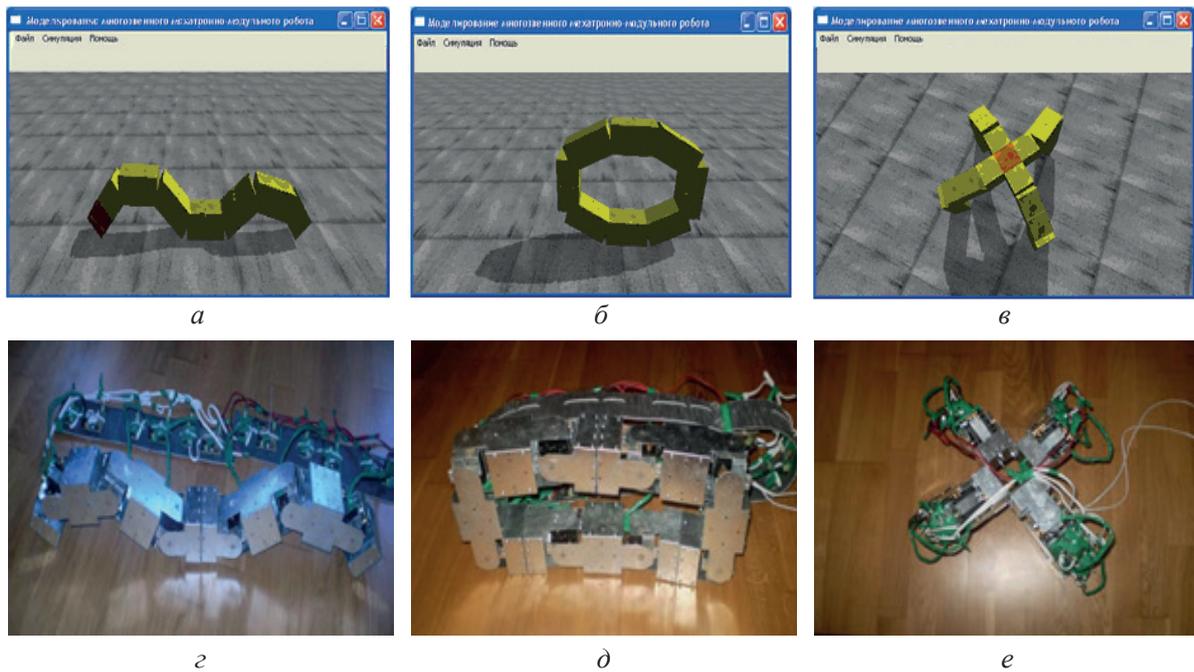


**Рис. 1.** Примеры различных конфигураций экспериментального образца многозвенного мехатронно-модульного робота с адаптивной кинематической структурой PolyBot (PARK, Xerox, USA):  
*a* – конфигурация типа «колесо»; *б* – змеевидная конфигурация;  
*в* – конфигурация шагающей платформы.



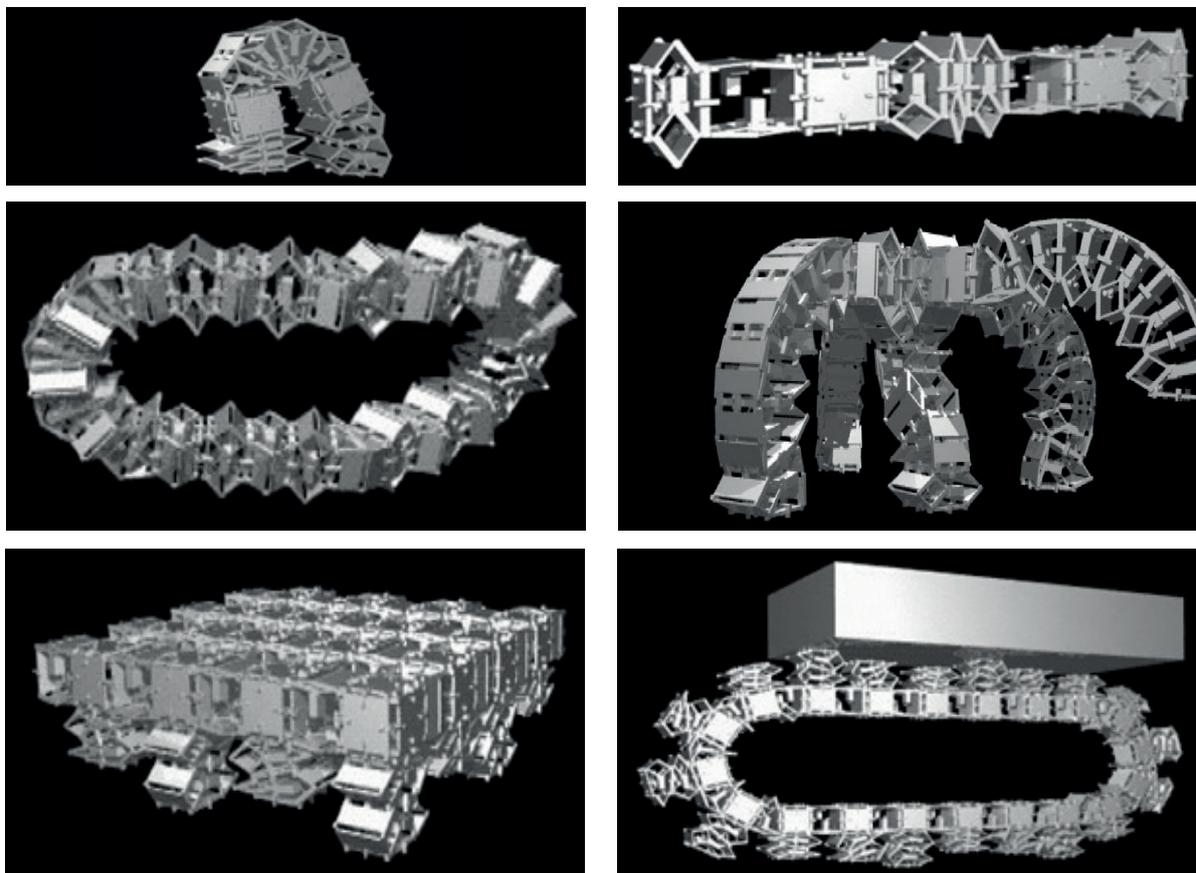
**Рис. 2.** Примеры различных конфигураций экспериментального образца многозвенного мехатронно-модульного робота с адаптивной кинематической структурой SkBot (Modlab, UPenn, USA): *a* – змеевидная конфигурация; *б* – конфигурация типа «колесо»; *в* – конфигурация шагающей платформы.

Следует отметить, что управление такими роботами в змеевидной конфигурации и конфигурации колеса может осуществляться с помощью универсальных алгоритмов, обеспечивающих волнообразную повторяемость движений мехатронных модулей в составе единой кинематической цепи для ее целенаправленного перемещения [2].



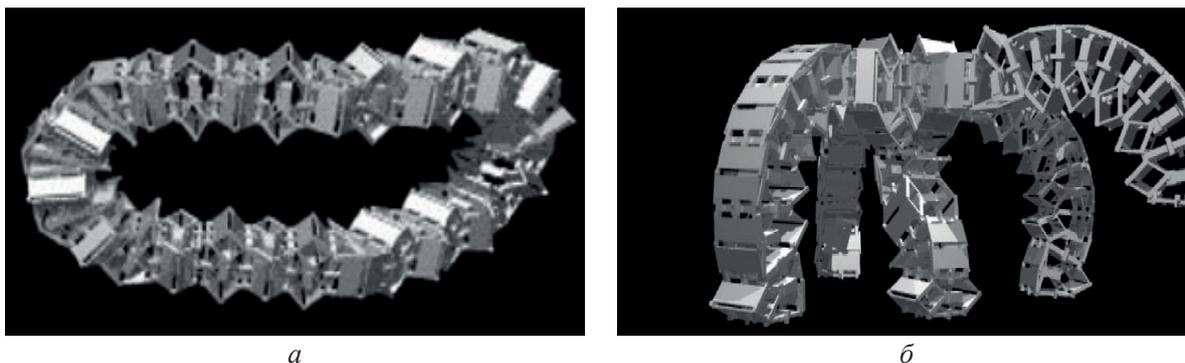
**Рис. 3.** Мехатронно-модульный реконфигурируемый робот с адаптивной кинематической структурой «АРАКС» (РТУ МИРЭА, Россия):

*а, г* – компьютерные модели и макетный образец в змеевидной конфигурации;  
*б, д* – в конфигурации колеса; *в, е* – в конфигурации шагающей платформы.



**Рис. 4.** Примеры различных конфигураций экспериментального образца многозвенного мехатронно-модульного робота Polypot (PARK, Xerox, USA).

Необходимость трансформации робота в конфигурацию шагающей платформы в общем случае вызвана усложнением характера внешней среды и условий проходимости (рис. 5). При этом и число конечностей шагающей платформы, и количество входящих в них сочленений должно определяться, исходя из анализа фактической обстановки с учетом величины преодолеваемых неровностей и препятствий, массогабаритных параметров полезной нагрузки и других факторов.



**Рис. 5.** Трансформация мехатронно-модульного робота с адаптивной кинематической структурой в конфигурацию шагающей платформы при усложнении характера внешней среды и условий проходимости.

Априорная неизвестность и множественность вариантов возможного построения кинематической схемы мехатронно-модульного робота в конфигурации шагающей платформы не позволяет обеспечить разработку требуемых сценариев походки и соответствующих алгоритмов управления.

Таким образом, становится очевидным, что проблемы управления реконфигурируемыми роботами в модификации шагающей платформы во многом связаны с организацией режима самообучения, направленного на автоматическое формирование сценариев походки для обоснованно выбранной кинематической схемы с установленным числом конечностей и их сочленений.

### **Методы и технологии самообучения в интеллектуальных системах управления автономными роботами**

Одна из ключевых проблем создания интеллектуальных систем управления автономными роботами и другими типами сложных динамических объектов, действующих в условиях неопределенности, связана с организацией режимов самообучения для приобретения новых знаний о закономерностях окружающего мира и правилах целесообразного поведения в тех или иных ситуациях.

Многообразие задач самообучения, актуальных для автономной робототехники [3], связано с необходимостью поиска адекватных методов их решения. Заметим, что теория машинного обучения, как самостоятельный подраздел искусственного интеллекта, обладает достаточно обширным арсеналом специальных средств и методов [4]. Соответствующие технологии, основанные на использовании методов кластеризации, обучения с подкреплением, эволюционного и генетического программирования, регрессионного анализа, Байесовского обучения, деревьев и лесов классификации, роя частиц, самоорганизующихся нейронных сетей и др., находят свое практическое применение в целом ряде

прикладных сфер, начиная от медицинской и технической диагностики, до компьютерной безопасности и распознавания образов.

Вместе с тем результаты фундаментальных исследований в области интеллектуальных систем управления показывают, что некоторые из этих методов могут успешно использоваться для решения отдельных задач самообучения автономных роботов [5–14]. В частности, автоматический синтез алгоритмов управления движением мобильных платформ различных типов позволяют обеспечить методы эволюционного программирования [5, 6]. В свою очередь, методы деревьев и лесов классификации служат эффективным инструментом самообучения автономных роботов, например, для формирования знаний о проходимости разнородных участков маршрута движения в целях его оперативной корректировки с учетом минимизации «стоимостных» характеристик выбираемой траектории [3, 8].

Среди множества известных подходов к организации процессов самообучения определенный интерес и перспективы представляет аппарат специализированного класса конечных автоматов, главный принцип построения и функционирования которых связан со сменой состояния в зависимости от текущей глубины его хранения в памяти. Эта особенность, реализуемая тем или иным образом в автоматах подобной разновидности, позволяет обеспечить решение задач самообучения, нацеленных на выявление условий наиболее эффективного взаимодействия с внешней средой.

В классе самообучаемых автоматов с памятью можно выделить целый ряд характерных представителей. Одним из них является так называемый автомат Цетлина с линейной тактикой, диаграмма переходов которого представлена на рис. 6. На каждое выполняемое действие автомат получает ответную реакцию внешней среды в виде сигналов поощрения или штрафа. В случае положительного отклика текущее состояние автомата перезапоминается на следующем, более высоком уровне памяти. Получение отрицательного отклика обуславливает уменьшение глубины хранения текущего состояния или его кардинальную смену на самом нижнем уровне памяти.

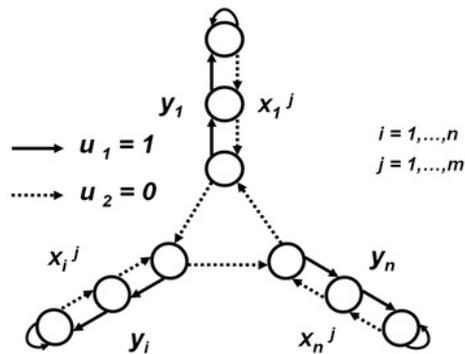


Рис. 6. Диаграмма переходов автомата Цетлина с линейной тактикой.

Следовательно, конечный автомат данного типа можно интерпретировать как динамическую систему, которая под воздействием некоторой управляющей команды  $u$ , поступающей на вход в момент времени  $t$ , изменяет свое текущее состояние  $x$  и уровень глубины  $j$  его запоминания в памяти на новое:

$$\begin{aligned} (x(t), j(t)) &= f((x(t-1), j(t-1)), u(t)), \\ y(t) &= h(x(t)), \end{aligned}$$

где  $f, h$  – функции переходов и выходов, задаваемые табл. 1.

Таблица 1. Функции переходов и выходов автомата Цетлина с линейной тактикой

Входы	Состояния		
	$x_i^j, \quad 1 < j < m$	$x_i^j, \quad j=1$	$x_i^j, \quad j = m$
$u_1 = 1$	$x_i^{j+1} / y_i$	$x_i^{j+1} / y_i$	$x_i^j / y_i$
$u_2 = 0$	$x_i^{j-1} / y_i$	$x_{i+1}^j / y_{i+1}$	$x_i^{j-1} / y_i$

Важно подчеркнуть, что глубина памяти определяет инерционные свойства автомата, позволяющие сохранить приверженность к оптимальному действию даже при наличии отдельных отрицательных откликов на его выполнение. Доказано [15, 16], что при достаточно больших значениях глубины памяти автомата его поведение стремится к наилучшему.

Доверчивый автомат Кринского по принципам своего построения и функционирования во многом аналогичен автомату Цетлина. Как показано на рис. 7а, основное отличие заключается в переходе текущего состояния автомата на максимально глубокий уровень хранения при получении положительного отклика на выполненное действие.

В свою очередь, автомат Роббинса отличается от доверчивого автомата Кринского механизмом кардинальной смены текущего состояния на новое с переходом из нижнего на самый высокий уровень памяти (рис. 7б).

Функции переходов и выходов для автоматов Кринского и Роббинса представлены, соответственно, в табл. 2, 3. Строго доказано, что, как и для автомата Цетлина, их поведение в любых стационарных средах является целесообразным.

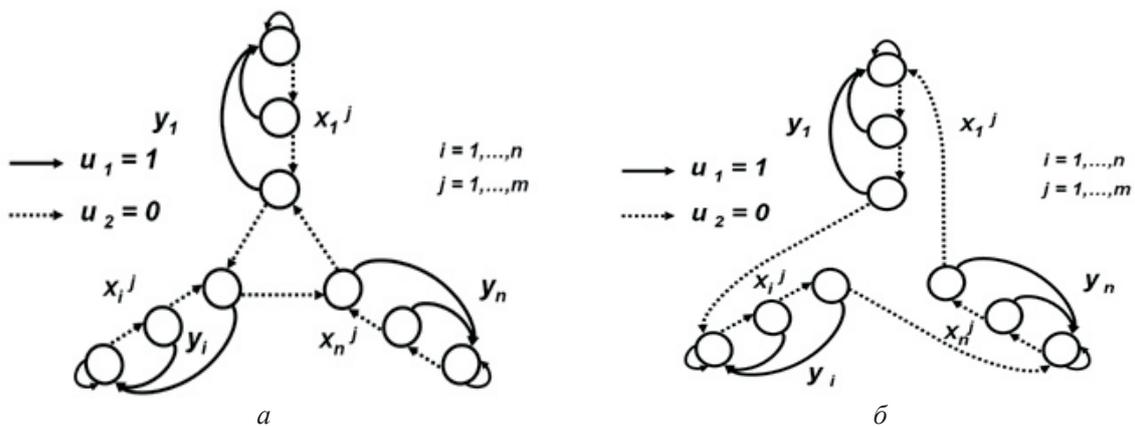


Рис. 7. Диаграммы переходов доверчивого автомата Кринского (а) и автомата Роббинса (б).

Таблица 2. Функции переходов и выходов доверчивого автомата Кринского

Входы	Состояния		
	$x_i^j, \quad 1 < j < m$	$x_i^j, \quad j=1$	$x_i^j, \quad j = m$
$u_1 = 1$	$x_i^m / y_i$	$x_i^m / y_i$	$x_i^j / y_i$
$u_2 = 0$	$x_i^{j-1} / y_i$	$x_{i+1}^j / y_{i+1}$	$x_i^{j-1} / y_i$

Таблица 3. Функции переходов и выходов доверчивого автомата Роббинса

Входы	Состояния		
	$x_i^j, \quad 1 < j < m$	$x_i^j, \quad j=1$	$x_i^j, \quad j=m$
$u_1 = 1$	$x_i^m / y_i$	$x_i^m / y_i$	$x_i^j / y_i$
$u_2 = 0$	$x_i^{j-1} / y_i$	$x_{i+1}^m / y_{i+1}$	$x_i^{j-1} / y_i$

### Автоматическое формирования сценария походки реконфигурируемого мехатронно-модульного робота в конфигурации шагающей платформы

Один из вариантов постановки рассматриваемой задачи по автоматизации синтеза сценариев походки шагающей платформы может быть получен, исходя из ее интерпретации с позиций принципов построения и функционирования самоорганизуемых конечных автоматов, когда смена текущего состояния осуществляется в зависимости от глубины его хранения в памяти с учетом реакции внешней среды в виде приходящих сигналов поощрения или штрафа.

В данном контексте совокупность взаимосвязанных состояний на разных глубинах памяти автомата следует трактовать как последовательность возможных действий, выполняемых в рамках той или иной походки.

В качестве допущения будем считать, что искомые сценарии походки должны соответствовать некоторому циклическому процессу, в течение которого часть конечностей находится в движении, а часть – выполняет роль статической опоры. Таким требованиям в полной мере удовлетворяет наиболее простой и надежный вариант так называемой «осторожной» походки, когда на каждом этапе движения перемещается только одна конечность. В этом случае потеря или сохранение устойчивости шагающей платформы могут рассматриваться в качестве критериев отбора подходящего сценария походки в процессе ее автоматизированного синтеза.

Очевидное упрощение задачи, решаемой на основе применения аппарата самоорганизуемых конечных автоматов, заключается в ее декомпозиции на два этапа, связанных, соответственно, с формированием последовательности движения сочленений по перестановке отдельной конечности и порядка выполнения шагов, необходимых для перемещения платформы. Использование подобных представлений позволяет полностью определить структуру автоматов, задающих многообразие сценариев походки в качестве множества сочетаний возможных действий по их реализации. Так, типовой сценарий, регламентирующий перестановку конечности в ходе выполнения очередного шага, может быть представлен в виде последовательности элементарных поворотов ее сочленений на априорно заданную величину обрабатываемого угла  $\Delta$ . Таким образом, задача автоматического синтеза сценария перестановки конечности сводится к комбинаторной постановке, допускающей применение аппарата самоорганизуемых конечных автоматов для поиска необходимого решения.

Обобщенная структура самоорганизуемого конечного автомата, обеспечивающего поиск последовательности элементарных поворотов, приводящих конфигурацию сочленений конечности из известного начального до некоторого целевого состояния опоры,

показана на рис. 8. Условно разделим данный автомат на уровни, в каждом из которых обобщенно совершается одно элементарное действие: обобщенные координаты конечности либо изменяются на величину  $\Delta$  (как в отрицательном, так и в положительном направлении), либо остаются неизменными. Тогда количество состояний  $S_{Li}$  в  $i$ -ом уровне будет определяться по формуле:

$$S_{Li} = (3^N)^{(i+1)}, (i=0,1,\dots,L)$$

где  $N$  – количество сочленений в конечности;

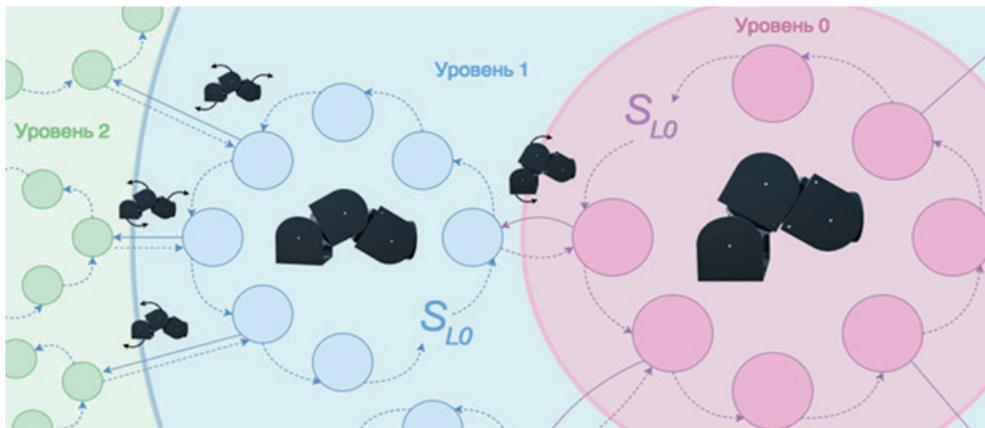
$L$  – количество уровней, рассчитываемое по формуле:

$$L = \frac{\|q_{\min} + q_{\max}\|}{\Delta},$$

здесь  $q_{\min}$  и  $q_{\max}$  – минимально и максимально возможные углы в сочленении.

Тогда общее количество состояний автомата не превышает величины  $S_1$ :

$$S_1 = \sum_{i=0}^{L-1} S_{Li}.$$



**Рис. 8.** Обобщенная структура самоорганизуемого автомата для формирования сценария перестановки конечности шагающей платформы.

В качестве критерия отбора искомого решения может использоваться условие соответствия текущей конфигурации сочленений конечности состоянию опоры (рис. 9). При этом, как показано на рис. 9, текущее положение конечности  $P$  по отношению к опорной поверхности не должно превышать заданного уровня  $\varepsilon$ :

$$P \leq \varepsilon,$$

где

$q_i = \kappa_i \Delta, (i = 1, 2, \dots, N)$  – обобщенные координаты конечности;

$\kappa_i$  – коэффициент пропорциональности, определяемый самоорганизуемым автоматом в процессе его функционирования;

$N$  – количество сочленений в составе конечности;

$F$  – функция связи обобщенных и декартовых координат конечности.



Рис. 9. Оценка соответствия текущей конфигурации конечности (а) состоянию опоры (б).

Важно отметить, что выбор значений априорно задаваемых величин угла элементарного поворота отдельного сочленения конечности  $\Delta$ , а также условия соответствия ее текущей конфигурации состоянию опоры  $\epsilon$  должен существенно сказываться не только на времени поиска подходящих сценариев, но и на динамике движения шагающей платформы. Так, увеличение этих параметров должно приводить к сокращению продолжительности поиска и одновременно – к ухудшению динамики движения в смысле значительного увеличения амплитуды колебаний центра масс платформы в вертикальной плоскости. И наоборот, уменьшение значений угла элементарного поворота  $\Delta$  и допустимого превышения конечности над опорной поверхностью  $\epsilon$  должно в общем случае обуславливать увеличение продолжительности поиска при одновременном улучшении динамики движения с уменьшением амплитуды колебаний центра масс шагающей платформы. Собственно сценарий походки должен регламентировать порядок перестановки конечностей шагающей платформы в процессе ее движения.

Структура самоорганизующего конечного автомата, обеспечивающего автоматическое формирование последовательности перестановки конечностей для четырехной шагающей платформы (взятой в качестве примера), представлена на рис. 10. Здесь состояния  $S_2$  этого автомата определяются множеством вариантов перестановки конечностей в соответствии с концепцией «осторожной» походки:

$$S_2 = K!$$

где  $K$  – количество конечностей.

Для получения всех возможных вариантов «осторожной» походки можно использовать один из известных комбинаторных алгоритмов генерации перестановок.

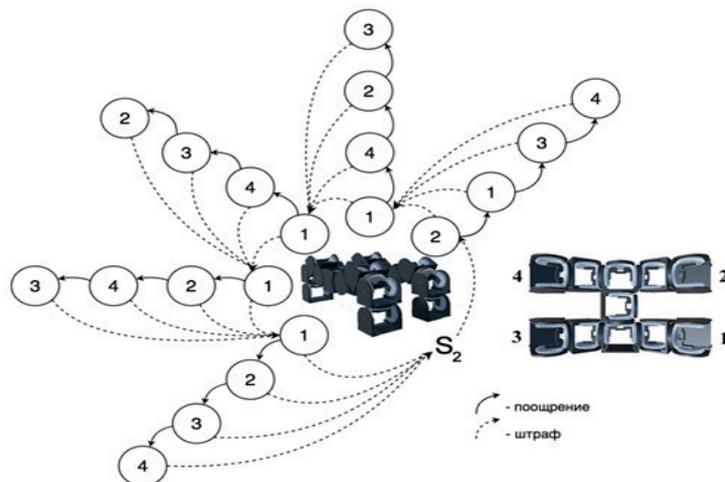


Рис. 10. Обобщенная структура самоорганизующего конечного автомата для формирования последовательности перестановки конечностей.

В свою очередь, переходы между отдельными состояниями фактически задаются принципами построения и функционирования самоорганизующихся автоматов с учетом поступающих входных сигналов штрафа или поощрения в зависимости от потери или сохранения устойчивости платформы. Необходимая оценка устойчивости может определяться либо на программно-алгоритмическом уровне путем непосредственного расчета условий попадания/непопадания проекции центра тяжести платформы в зону площади опоры, либо в процессе и по результатам виртуального моделирования, проводимого с учетом основных законов ньютоновской физики.

Для платформы с четырьмя конечностями, приведенной в качестве примера на рис. 11, не все варианты «осторожной» походки являются равнозначными с точки зрения поддержания устойчивости. Так, при последовательном перемещении конечностей по схеме «1–2–3–4» изменение положения центра тяжести платформы на стадии выполнения 1 шага приводит к ее опрокидыванию (рис. 11а–з). В то же время другой вариант походки с перемещением конечностей по схеме «4–3–1–2» позволяет сохранить устойчивость шагающей платформы в процессе ее движения (рис. 12а–з).

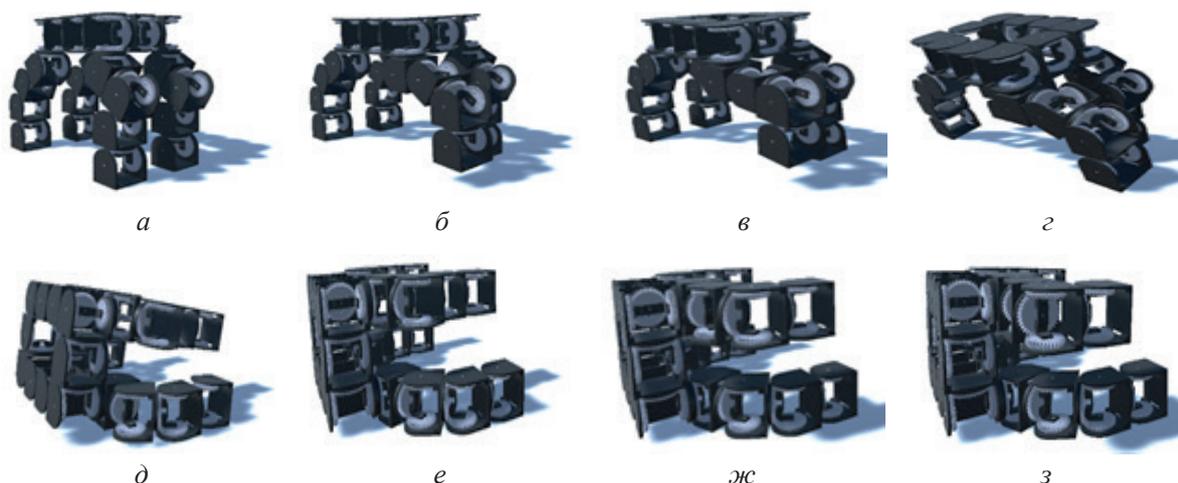


Рис. 11. Моделирование движения шагающей платформы по принципу «осторожной походки» по схеме «1–2–3–4», при которой происходит потеря устойчивости.

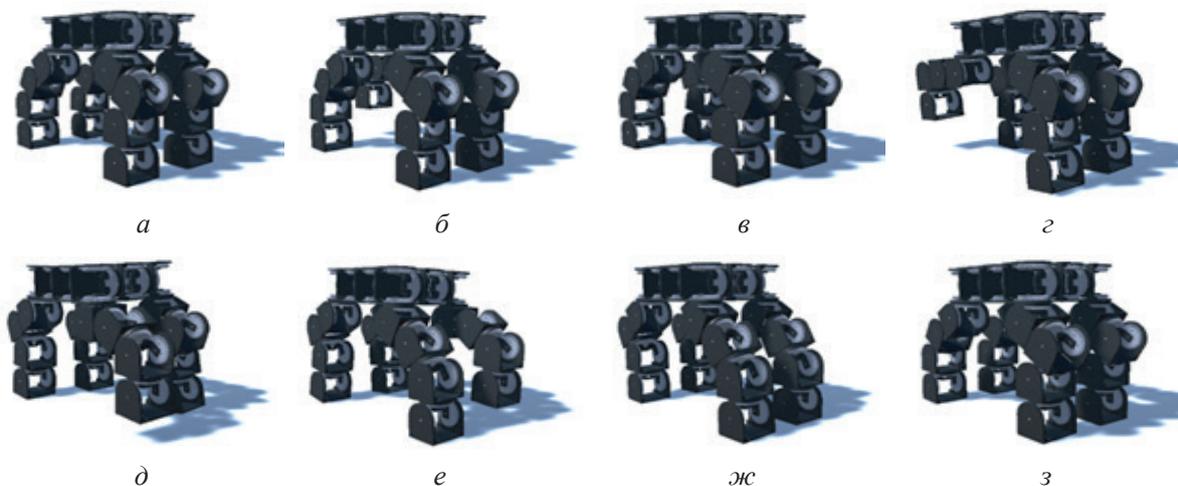
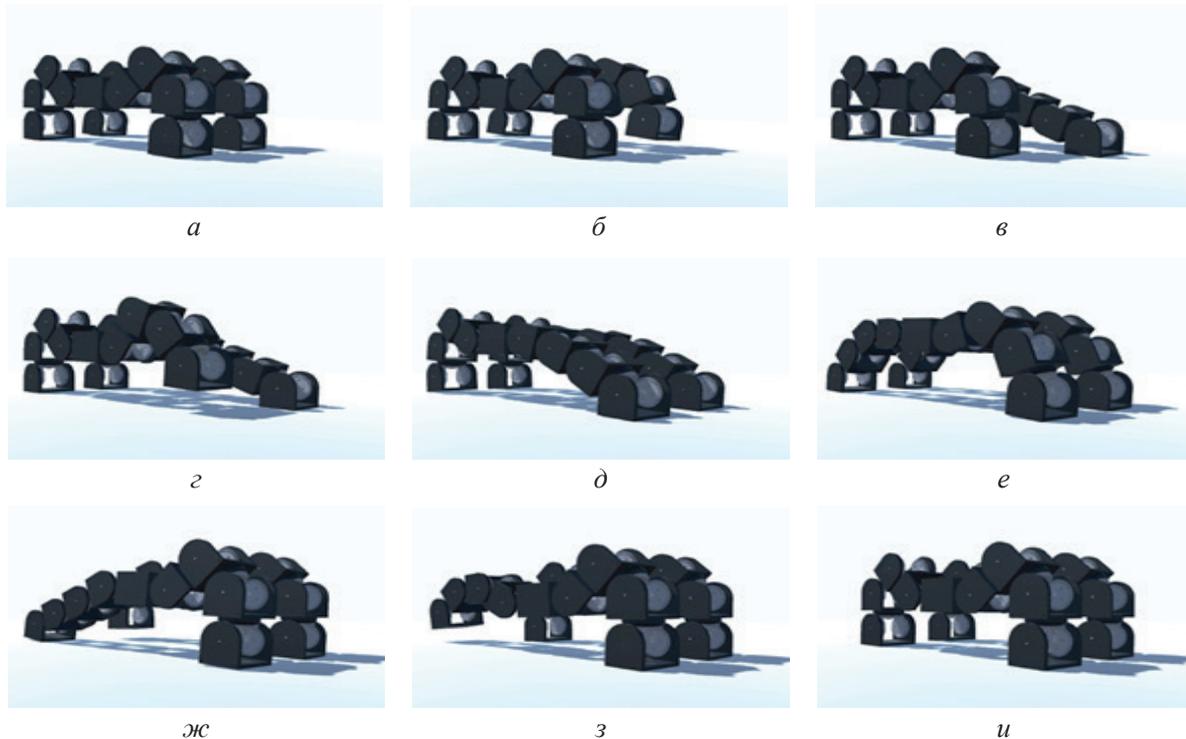


Рис. 12. Моделирование движения шагающей платформы по принципу «осторожной походки» по схеме «4–3–1–2», при которой не происходит потеря устойчивости.

Проведенная серия модельных экспериментов, фрагменты которых представлены на рис. 13, убедительно свидетельствует о возможности и эффективности использования предложенного подхода для автоматического формирования сценариев походки мехатронно-модульных реконфигурируемых роботов.



**Рис. 13.** Фрагменты моделирования движений шагающей платформы на основе обобщенного сценария, синтезированного в автоматическом режиме с использованием аппарата самоорганизующихся конечных автоматов.

Полученные экспериментальные результаты, суммированные в табл. 4, 5 и на рис. 14, подтверждают и само существование, и совпадение ожидаемого и фактического характера зависимостей продолжительности поиска сценариев походки и амплитуды колебаний центра масс шагающей платформы от значений угла элементарного поворота  $\Delta$  сочленений конечности, а также допустимого превышения ее положения  $\varepsilon$  над опорной поверхностью.

**Таблица 4.** Зависимость амплитуды колебаний центра масс (см) от величин зазора и угла дискретизации

	$\varepsilon = 2.0$ см	$\varepsilon = 2.5$ см	$\varepsilon = 3.0$ см	$\varepsilon = 3.5$ см
$\Delta = 30$	0.0971	0.126	0.153	0.218
$\Delta = 20$	0.06	0.08	0.13	0.174

**Таблица 5.** Зависимость среднего времени обучения (с) от величин угла дискретизации и зазора

	$\varepsilon = 2.0$ см	$\varepsilon = 2.5$ см	$\varepsilon = 3.0$ см	$\varepsilon = 3.5$ см
$\Delta = 30$	181.38	161.76	27.7	26.6
$\Delta = 20$	55.25	36.28	36.1	33.4

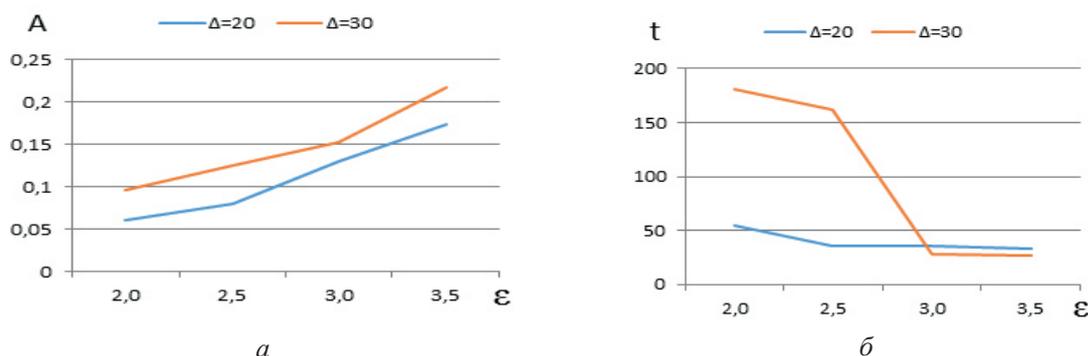


Рис. 14. Зависимость амплитуды колебаний центра масс ( $a$ ) и среднего времени обучения ( $t$ ) от величин зазора и угла дискретизации.

### Заключение

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

Материалы настоящей статьи наглядно свидетельствуют о возможности разработки и целесообразности привлечения средств самообучения, основанных на применении аппарата конечных автоматов, для автоматизации синтеза сценариев походки автономных мехатронно-модульных реконфигурируемых роботов в модификации шагающей платформы.

### Литература:

1. Jing G., Tosun T., Yim M., Kress-Gazit H. An end-to-end system for accomplishing tasks with modular robots / In: Proceedings of Conference Robotics: Science and Systems, 2016.
2. Макаров И.М., Лохин В.М., Манько С.В., Романов М.П., Кадочников М.В. Алгоритмы управления движением мехатронно-модульных роботов с адаптивной кинематической структурой // Мехатроника, автоматизация, управление. 2008. № 3. С. 1–10.
3. Лохин В.М., Манько С.В., Диане С.А.К., Панин А.С., Александрова Р.И. Механизмы интеллектуальных обратных связей, обработки знаний и самообучения в системах управления автономными роботами и мультиагентными робототехническими группировками // Мехатроника, автоматизация, управление. 2015. Т. 16. № 8. С. 545–555.
4. Николаенко С.Н., Тулупьев А.Л. Самообучающиеся системы. М.: МЦНМО, 2009. 288 с.
5. Макаров И.М., Лохин В.М., Манько С.В., Кадочников М.В., Ситников М.С. Использование генетических алгоритмов для автоматического формирования базы знаний интеллектуальной системы управления автономным мобильным роботом // Мехатроника, автоматизация, управление. 2008. № 6. С. 18–23.

6. Busch J., Ziegler J., Aue C., Ross A., Sawitzki D., Banzhaf W. Automatic generation of control programs for walking robots using genetic programming / In: Foster J.A., Lutton E., Miller J., Ryan C., Tettamanzi A. (eds.) Genetic Programming. European Conference on Genetic Programming EuroGP, 2002. Lecture Notes in Computer Science, book series. Springer, Berlin, Heidelberg. V. 2278. P. 258–267.
7. Kober J., Peters J. Reinforcement learning in robotics: A survey // In: Reinforcement Learning / Wiering M., van Otterlo M. (eds.). Adaptation, Learning, and Optimization. V. 12. Springer, Berlin, Heidelberg, 2012. P. 579–610.
8. Лохин В.М., Манько С.В., Диане С.А.К., Панин А.С., Александрова Р.И. Механизмы самообучения в мультиагентных робототехнических группировках на основе эволюционного леса деревьев классификации // Мехатроника, автоматизация, управление. 2017. Т. 18. № 3. С. 156–165.
9. Kojcev R., Etxezarreta N., Hernandez A., Mayoral V. Evaluation of deep reinforcement learning methods for modular robots. arXiv preprint arXiv:1802.02395, 2018.
10. D'Angelo M., Weel B., Eiben A.E. Online gait learning for modular robots with arbitrary shapes and sizes // In: Dediu A.H., Martín-Vide C., Truthe B., Vega-Rodríguez M.A. (eds) Second International Conference on the Theory and Practice of Natural Computing (TPNC 2013), № 8273 in LNCS. Springer, Berlin. P. 45–56.
11. Varshavskaya P., Kaelbling L.P., Rus D. Learning distributed control for modular robots // In: Intelligent robots and systems, 2004. Proceedings of the 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). 28 Sept.–02 Oct. 2004. Sendai, Japan. V. 3. P. 2648–2653.
12. Zhang J., Springenberg J.T., Boedecker J., Burgard W. Deep reinforcement learning with successor features for navigation across similar environments // Intelligent Robots and Systems (IROS), 2017 IEEE/RSJ International Conference. P. 2371–2378.
13. Mnih V., Badia A.P., Mirza M., Graves A., Lillicrap T.P., Harley T., Silver D., Kavukcuoglu K. Asynchronous methods for deep reinforcement learning // Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning, PMLR. 2016. P. 1928–1937.
14. Yoshida E., Murata S., Kamimura A., Tomita K., Kurokawa H., Kokaji S. Evolutionary synthesis of dynamic motion and reconfiguration process for a modular robot M-TRAN // Proceedings of the 2003 International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation. 2003. P. 1004–1010.
15. Demin A.V., Vityaev E.E. Adaptive control of modular robots // In: Samsonovich A., Klimov V. (eds) Biologically Inspired Cognitive Architectures (BICA) for Young Scientists. BICA 2017. Advances in Intelligent Systems and Computing. Springer, Cham., 2018. V. 636. P. 204–212.
16. Цетлин М.Л. Исследования по теории автоматов и моделированию биологических систем. М.: Наука, 1969. 316 с.

### References:

1. Jing G., Tosun T., Yim M., Kress-Gazit H. An end-to-end system for accomplishing tasks with modular robots / In: Proceedings of Conference Robotics: Science and Systems, 2016.

2. Makarov I.M., Lokhin V.M., Manko S.V., Pomanov M.P., Kadochnikov M.V. Algorithms of control by motion of multilinkmechatronic-Modular robots with adaptive kinematic structure // *Mehatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie (Mechatronics, Automation, Control)*. 2008. № 3. P. 1–10. (in Russ.).
3. Lokhin V.M., Manko S.V., Alexandrova R.I., Diane S.A.K., Panin A.S. Intelligent feedback, knowledge processing and self learning in control systems of autonomous robots and multi-agent robotic groups // *Mehatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie (Mechatronics, Automation, Control)*. 2015. V. 16. № 8. P. 545–555. (in Russ.).
4. Nikolaenko S.N., Tulupyev A.L. *Self-Learning Systems*. Moscow: MTSNMO Publ., 2009. 288 p. (in Russ.).
5. Makarov I.M., Lokhin V.M., Manko S.V., Kadochnikov M.V., Sitnikov M.S. Use of genetic algorithms for automatic formation of base of knowledges of intellectual control system by autonomous mobile robot // *Mehatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie (Mechatronics, Automation, Control)*. 2008. № 5. P. 18–23. (in Russ.).
6. Busch J., Ziegler J., Aue C., Ross A., Sawitzki D., Banzhaf W. Automatic generation of control programs for walking robots using genetic programming / In: Foster J.A., Lutton E., Miller J., Ryan C., Tettamanzi A. (eds.) *Genetic Programming. European Conference on Genetic Programming EuroGP, 2002. Lecture Notes in Computer Science*, book series. Springer, Berlin, Heidelberg. V. 2278. P. 258–267.
7. Kober J., Peters J. Reinforcement learning in robotics: A survey // In: *Reinforcement Learning / Wiering M., van Otterlo M. (eds.) Adaptation, Learning, and Optimization*. V. 12. Springer, Berlin, Heidelberg, 2012. P. 579–610.
8. Lokhin V.M., Manko S.V., Diane S.A.K., Panin A.S., Aleksandrova R.I. Self-learning mechanisms in the multi-robot systems based on the evolution forests and classification trees // *Mehatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie (Mechatronics, Automation, Control)*. 2017. V. 18. № 3. P. 159–165. (in Russ.).
9. Kojcev R., Etxezarreta N., Hernandez A., Mayoral V. Evaluation of deep reinforcement learning methods for modular robots. arXiv preprint arXiv:1802.02395, 2018.
10. D'Angelo M., Weel B., Eiben A.E. online gait learning for modular robots with arbitrary shapes and sizes // In: Dediu A.H., Martín-Vide C., Truthe B., Vega-Rodríguez M.A. (eds) *Second International Conference on the Theory and Practice of Natural Computing (TPNC 2013)*, № 8273 in LNCS. Springer, Berlin, P. 45–56.
11. Varshavskaya, P., Kaelbling, L.P., Rus, D. Learning distributed control for modular robots // In: *Intelligent robots and systems, of the 2004. Proceedings 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. 28 Sept.–02 Oct. 2004. Sendai, Japan. V. 3. P. 2648–2653.
12. Zhang J., Springenberg J.T., Boedecker J., Burgard W. Deep reinforcement learning with successor features for navigation across similar environments // *Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2017 IEEE/RSJ International Conference. P. 2371–2378.
13. Mnih V., Badia A.P., Mirza M., Graves A., Lillicrap T.P., Harley T., Silver D., Kavukcuoglu K. Asynchronous methods for deep reinforcement learning // *Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning, PMLR*. 2016. P. 1928–1937.
14. Yoshida E., Murata S., Kamimura A., Tomita K., Kurokawa H., Kokaji S. Evolutionary

synthesis of dynamic motion and reconfiguration process for a modular robot M-TRAN // Proceedings of the 2003 International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation. 2003. P. 1004–1010.

15. Demin A.V., Vityaev E.E. Adaptive control of modular robots // In: Samsonovich A., Klimov V. (eds) Biologically Inspired Cognitive Architectures (BICA) for Young Scientists. BICA 2017. Advances in Intelligent Systems and Computing. Springer, Cham., 2018. V. 636. P. 204–212.

16. Tsetlin M.L. Studies on the Theory of Automata and Modeling of Biological Systems. Moscow: Nauka (Science) Publ., 1969. 316 p. (in Russ.).

*Об авторах:*

**Манько Сергей Викторович**, доктор технических наук, профессор, кафедра проблем управления Института кибернетики ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78).

**Шестаков Евгений Игоревич**, аспирант кафедры проблем управления Института кибернетики ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78).

*About the authors:*

**Sergey V. Manko**, D.Sc. (Eng.), Professor, Chair of Control Problems, Institute of Cybernetics, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo Pr., Moscow 119454, Russia).

**Evgeny I. Shestakov**, Postgraduate Student, Chair of Control Problems, Institute of Cybernetics, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo Pr., Moscow 119454, Russia).