



Исследования и разработки в области новых
информационных технологий и их приложений

<https://doi.org/10.25559/SITITO.021.202503.490-500>
УДК 004.8

Применение искусственных иммунных систем в задаче автоматизации управления роботом

И. Ф. Астахова, Е. С. Вернер*

Оригинальная статья

ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет», г. Воронеж, Российская Федерация

Адрес: 394018, Российская Федерация, г. Воронеж, Университетская площадь, д. 1

* wernerammvsu@yandex.ru

Аннотация

В данной статье описываются особенности применения искусственных иммунных систем для автоматизации процесса выбора оптимального поведения автономным роботом, разработки и программной реализации искусственной иммунной системы, способной осуществлять выбор вариантов поведения в изменяющихся в реальном времени условиях, а также специфика задачи с точки зрения построения моделей искусственных иммунных систем. Чаще всего для этой цели применяются нейронные сети. Статья призвана показать альтернативные пути решения проблемы автоматизации работы промышленного робототехнического комплекса. Нейронные сети в силу своих структурных особенностей требуют больших вычислительных мощностей и затрачивают достаточно много времени на обучение. Искусственные иммунные системы являются развивающимся алгоритмом, предлагающим меньшие временные затраты для обучения модели. В статье также приведены примеры использования искусственных иммунных систем в различных областях промышленности. Целью работы является проектирование, разработка и исследование модели искусственной иммунной системы, позволяющей автоматизировать выполнение работ с помощью инженерного робота.

Ключевые слова: искусственные иммунные системы, робот, автоматизация, нейронные сети, антитело, антиген

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Астахова И. Ф., Вернер Е. С. Применение искусственных иммунных систем в задаче автоматизации управления роботом // Современные информационные технологии и ИТ-образование. 2025. Т. 21, № 3. С. 490-500. <https://doi.org/10.25559/SITITO.021.202503.490-500>

© Астахова И. Ф., Вернер Е. С., 2025



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.



**Research and Development in the Field of New IT
and Their Applications**

Application of Artificial Immune Systems in the Problem of Automation of Robot Control

I. F. Astakhova, E. S. Verner*

Original article

Voronezh State University, Voronezh, Russian Federation

Address: 1 Universitetskaya pl., Voronezh 394018, Russian Federation

* wernerammvsu@yandex.ru

Abstract

This article describes the features of using artificial immune systems to automate the process of choosing optimal behavior by an autonomous robot, the development and software implementation of an artificial immune system capable of selecting behaviors in real-time conditions, as well as the specifics of the task in terms of building models of artificial immune systems. Neural networks are most often used for this purpose. The article aims to show alternative solutions to the problem of automation of the industrial robotics complex. Neural networks, due to their structural features, require large computing power and spend a lot of time on training. Artificial immune systems are an evolving algorithm that offers less time to train a model. The article also provides examples of the use of artificial immune systems in various fields of industry. The aim of the work is to design, develop and research a model of an artificial immune system that allows automating work with the help of an engineering robot.

Keywords: artificial immune systems, robot, automation, neural networks, antibody, antigen

Conflict of interests: The authors declares no conflict of interest.

For citation: Astakhova I.F., Verner E.S. Application of Artificial Immune Systems in the Problem of Automation of Robot Control. *Modern Information Technologies and IT-Education*. 2025;21(3):490-500. <https://doi.org/10.25559/SITITO.021.202503.490-500>



Введение

В настоящее время промышленность нуждается в автоматизации производственных линий, использовании робототехнических средств с применением искусственного интеллекта. Несмотря на рост населения планеты, для поддержания качества жизни необходимо выполнять огромное количество работ, поддерживать дороги в пригодном состоянии, работать в тяжёлых условиях, например, за полярным кругом или на атомных объектах. Для такой работы лучше подходят автономные роботы, которые могут выполнять работы в практически любую погоду и время суток.

Существует несколько подходов к автоматизации поведения робототехнических комплексов. Для управления роботами в робототехнике используют различные виды систем [1-11], каждая из которых подходит для конкретных задач и типов данных [13-20]:

- Сверточные нейронные сети применяются для обработки визуальной информации с камер, позволяют роботам распознавать объекты, ориентироваться по изображению и взаимодействовать с окружающей средой.

- Рекуррентные нейросети эффективны для работы с последовательными данными, например, для планирования траекторий движения роботов или контроля манипуляторов в динамическом режиме.

- Глубинное обучение с подкреплением используется для обучения роботов сложным стратегиям поведения и адаптации к изменяющимся условиям среды. Позволяет роботам самостоятельно изучать оптимальные действия на основе вознаграждений.

- Искусственные иммунные системы позволяют решать задачи как распознавания образов, так и моделирования пути.

Для планирования траекторий роботов чаще всего используют несколько видов математических моделей и методов на их основе:

- Нейронная сеть Хопфилда [4] применяется для безопасного и эффективного планирования траекторий движения мобильных роботов в сложной среде с учетом препятствий и правил взаимодействия в группе роботов. Она формирует матрицу состояния, которое используется для коррекции траектории в реальном времени.

- Топологически упорядоченные нейронные сети [4] обеспечивают дискретизацию конфигурационного пространства робота, помогая находить оптимальные переходы и маршруты между возможными позициями.

- Искусственные иммунные системы позволяют уменьшить затраты на обучение и построить траекторию пути автономного робота в реальном времени.

Искусственные иммунные системы применяются в различных сферах промышленности и науки. Существует ряд примеров использования искусственных иммунных систем в сфере управления:

- Система отслеживания железнодорожных вагонов в России. Комплекс на основе искусственных иммунных систем и нейросетей распознает номера вагонов даже в сложных условиях – когда маркировка покрыта грязью или наполовину стерта. Алгоритмы иммунитета эффективно классифицируют объекты и обеспечивают высокую точность распознавания.

- Контроль состояния инженерных конструкций, таких как железнодорожные мосты и туннели. Иммунная система анализирует данные с датчиков колебаний, выявляя аномалии, похожие на симптомы заболеваний в организме. Это помогает своевременно определять необходимость ремонта или предупреждать аварии.

- Управление самолетами – применение искусственного иммунитета для определения отклонений в режиме автопилота с целью своевременной коррекции траектории и обеспечения безопасности полётов.

- Мониторинг состояния двигателей автомобилей. Искусственные иммунные системы выявляют малозаметные изменения в работе двигателей и подшипников, предупреждая о необходимости технического обслуживания.

- В автономных роботах искусственные иммунные системы используются для выбора поведения, адаптивного реагирования на изменения в среде и самообучения на основе накопленного опыта, что повышает автономность и надёжность роботов.

Эти примеры демонстрируют, что искусственные иммунные системы помогают автономным роботам распознавать аномалии, адаптироваться, обеспечивать безопасность и эффективно выполнять задачи в сложных и динамичных условиях.

Многие инженерные системы (например, полиномиальные и нейронные сети, а также нечеткие системы) были введены в эксплуатацию в результате взаимной подгонки структурных и функциональных параметров. Однако, к сожалению, в большинстве случаев структурная подгонка системы остается сложной задачей. Поэтому часто структура выбирается произвольной и достаточно массивной с тем, чтобы обеспечить все потребности адаптации за счет параметрической пластичности. При таком недостаточном внимании к выбору структуры возникает несколько проблем. С учетом возможностей параметрической регуляции выбранная структура может оказаться некорректной – недостаточно полной или, наоборот, слишком массивной, что приводит к увеличению объема вычислений и памяти при подгонке параметров. Как правило, предпочтение следует отдавать минимальным структурам, и лучше, если удастся автоматизировать выполнение этой задачи непосредственно в процессе работы системы.

Свойства иммунных сетей позволяют предположить, что конструкция сложных инженерных адаптивных систем, способных к изменению собственной структуры и регулировке параметров непосредственно в процессе работы, должна удовлетворять следующим основным принципам [21-31]:

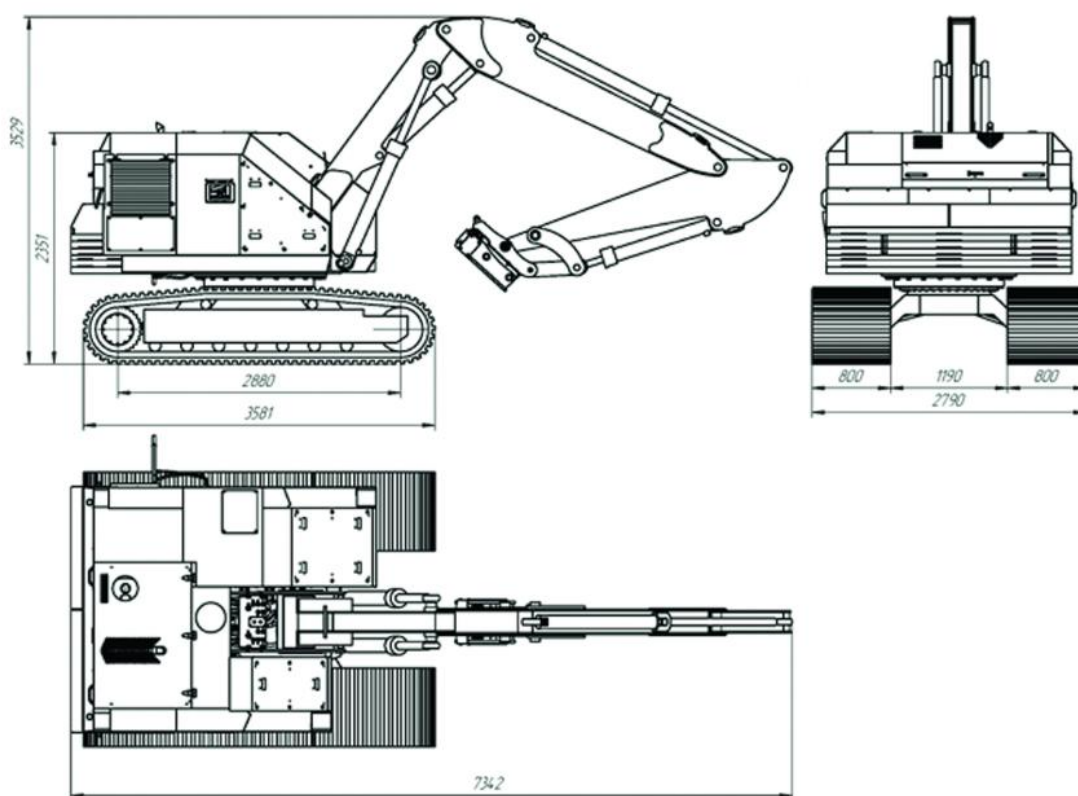


- характерный масштаб времени структурной адаптации, периодически происходящей в системе, больше масштаба времени параметрической адаптации;
- наличие или отсутствие структурной пластичности определяется способностью к добавлению новых и удалению избыточных элементов;
- структурные изменения определяются динамикой изменения параметров системы в процессе обучения или другими внутрисистемными процессами, и, таким образом, изменение структуры определяется эндогенным поведением самой системы и не зависит от внешних факторов;
- структурные изменения носят коллективный характер и основаны на простых эвристических принципах, таких как помощь или компенсация слабейших элементов системы, поддержание разнообразия, заполнение ниши или удаление лишних.

Формирование траектории пути автономного робота

Робототехника в современной промышленности позволяет автоматизировать производственные линии, выполнять сложные и опасные работы. Для того, чтобы упростить выполнение различных видов работ, а также продолжать их в любую погоду и время суток, необходимо внедрять искусственный интеллект.

В данной статье рассматривается многоцелевой инженерный робот со сменными модулями Р-1000 компании АО МГК «Интехрос». Робот предназначен для проведения опасных специальных работ в тяжелых климатических условиях, способен увеличить скорость выполнения работ на 40%. РОИН Р-1000 управляется дистанционно по радиоканалу до 5 км, имеет дополнительную функцию управления по оптоволоконному кабелю до 2,5 км, с автоматическим наматыванием. Он имеет 8 камер купольного типа с ночным режимом работы, которые дают возможность управлять роботом без остановок, даже в темное время суток.



Р и с. 1. Чертёж Р-1000
F i g. 1. R-1000 drawing

Источник: здесь и далее в статье все рисунки составлены авторами.
Source: Hereinafter in this article all figures were drawn up by the authors.

Данный робототехнический комплекс имеет следующие виды навесного оборудования:

- ковш
- поворотный захват
- гидравлический молот
- буровая установка



- роторная фреза
- ножницы по металлу
- универсальный захват.

Системы искусственного интеллекта широко применяются в робототехнике для повышения автономности, адаптивности и интеллектуальности роботизированных систем. Их используют в следующих ключевых направлениях:

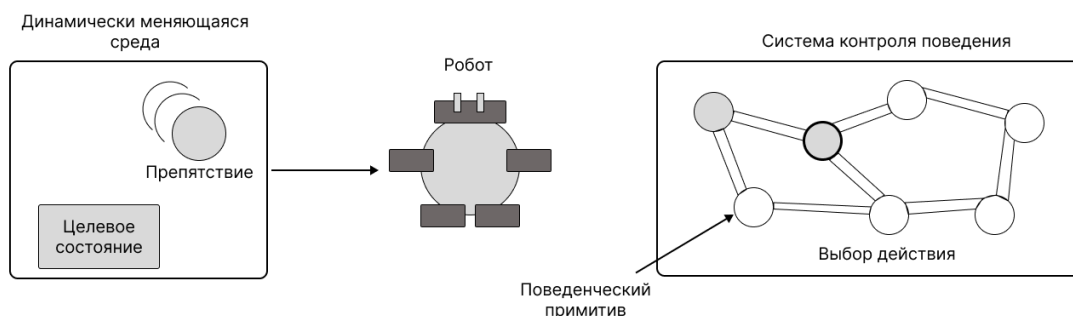
- Обработка данных и навигация. Нейросети анализируют информацию с камер и сенсоров, помогают строить карты окружающей среды, распознавать объекты и ориентироваться в сложных условиях. Это особенно важно для автономных транспортных средств и мобильных роботов-помощников, позволяя им безопасно передвигаться и выполнять задачи без постоянного участия человека.
- Управление и оптимизация работы. Искусственный интеллект помогает роботам адаптироваться к новым ситуациям, улучшать управление механическими элементами, прогнозировать неисправности и оптимизировать рабочие процессы. Это снижает время простоя и повышает производительность роботов на производствах и в быту.
- Распознавание объектов и принятие решений. Нейросети позволяют роботам точно идентифицировать

объекты, классифицировать их и на основе этого принимать решения. Это важно для автоматизации сложных задач, таких как сборка, сортировка, инспекция и т.д.

- Обучение с подкреплением и планирование. Глубокие нейронные сети с обучением с подкреплением помогают роботам самостоятельно изучать сложные стратегии управления и адаптировать своё поведение к изменяющимся условиям.

Таким образом, системы, основанные на искусственном интеллекте, значительно расширяют возможности роботов, делая их более умными, гибкими и эффективными в самых разных задачах и сферах применения. Это позволяет роботам не только выполнять predetermined функции, но и обучаться, адаптироваться и принимать решения в реальном времени, что критически важно для современных высокотехнологичных систем.

В системах искусственного интеллекта, построенных на основе знаний о режиме работы системы, необходимо решать задачу построения алгоритма принятия решений на основе выбора модулей компетентности или так называемых поведенческих примитивов. На рисунке 2 схематически показана: система выбора поведения для автономного мобильного робота.



Р и с. 2. Общая схема метода выбора поведения автономного мобильного робота с механизмом выбора поведения
Fig. 2. General scheme of the behavior selection method for an autonomous mobile robot with a behavior selection mechanism

Текущие ситуации (например, направление и расстояние до препятствия), которые оцениваются установленными сенсорами, можно интерпретировать как совокупность антигенов, а генерируемые модули компетентности (т. е. поведенческие примитивы) можно рассматривать как антитела, в то время как взаимодействия между модулями интерпретируются как стимуляция и супрессия антител. Основная концепция иммунного подхода заключается в том, что автономный мобильный робот, снабженный иммунной сетью, отбирает соответствующие текущей ситуации (антигенам) модули компетентности (антитела) по принципу «снизу-вверх».

Для простоты последующего объяснения формулируется задача построения пути автономного мобильного робота со встроенным иммуносетевым алгоритмом принятия решений. Для реальной автономности робот должен не только уметь выполнять

поставленную задачу, но и быть при этом самодостаточным. Проблемная среда представляет собой замкнутую площадку, на которой находится несколько объектов для выполнения работ. Работу необходимо выполнить и после переместить робота на базу, где находится сменное навесное оборудование и электрическое зарядное устройство. При передвижении робототехнический комплекс потребляет энергию, и заряд его батареи расходуется. Задача робототехнического комплекса заключается в том, чтобы выполнить весь план работ, не разрядив при этом полностью батарею.

Считается, что робототехнический комплекс имеет некоторый наперед заданный начальный уровень энергии, а один из его внутренних сенсоров отслеживает текущий уровень зарядки батареи. В целях количественного описания используются следующие предположения:



1. На каждом временном шаге робототехнический комплекс потребляет E_m единиц энергии.
2. В случае выполнения работы на каждом шаге расходуется дополнительно E'_m единиц энергии.
3. В случае столкновения со стеной или препятствием теряется количество энергии E_c .
4. По прибытии на базу заряд батареи робототехнического комплекса мгновенно пополняется до максимального уровня.
5. Во избежание перегрузки батареи, при высоком уровне зарядки робот не должен возвращаться на базу. На основе этих предположений текущий уровень энергии можно вычислить по формуле

$$E(t) = E(t-1) - E_m - E'_m k_1 - k_2 E_c \quad (1)$$

$k_1 = 1$, если требуется выполнить работу в текущий момент времени, иначе $k_1 = 0$.

$k_2 = 1$ при столкновении со стеной или препятствием, иначе $k_2 = 0$.

Здесь $E(t)$ – количество энергии в момент t .

Пусть робототехнический комплекс находится на большом расстоянии от базы и имеет низкий уровень зарядки батареи. Исходя из этих данных робототехнический комплекс должен вернуться на базу для восполнения заряда батареи. Другими словами, приоритет действия возвращаться на базу в этом случае должен быть выше приоритета действия выполнять план работ. В случае же если робототехнический комплекс находится рядом с базой, то более высокий приоритет должно иметь действие выполнять план работ.

Из приведенного примера ясно, что робототехнический комплекс обязан выбирать соответствующий модуль компетентности, гибко варьируя приоритеты выбора в соответствии с внутренним состоянием и внешней ситуацией.

Состояние робота и внешняя среда, а также поведенческие примитивы функционируют как антигены и антитела соответственно. Антигены дают информацию о наличии задач, границах и базе, а также об уровне зарядки батареи. Для простоты выделяются следующие характеристики направления, расстояния и запаса энергии:

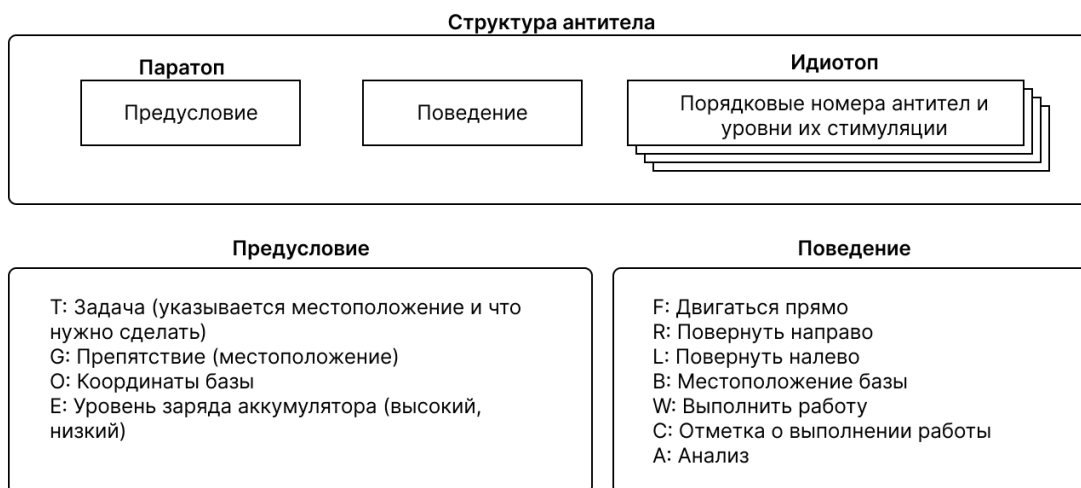
- направление – вперед, назад, влево, вправо;
- расстояние – большое, среднее, малое;
- запас энергии – высокий, низкий.

Для описания механизма выбора робототехнический комплексом подходящих антител против конкретного антигена дается определение и описывается строение антител. При этом необходимо помнить, что иммунный механизм выбора поведения должен выбирать антитела по восходящему алгоритму посредством взаимодействий между антителами.

Уникальность антител определяется структурой (например, формой молекул) их паратопов и идиотопов. Рисунок 3 иллюстрирует предлагаемое определение антител. Паратопом в данном случае будем называть совокупность предусловия и поведения, а к идиотопу относится порядковый номер стимулирующего антитела и уровень стимуляции. Структура предусловия та же, что и у описанного выше антитела.

Робототехнический комплекс, решающий задачу выполнения конкретной работы, имеет следующие варианты выбора поведения: двигаться прямо, повернуть направо, налево, назад, исследовать, выполнить работу из плана работ, отметить, что работа выполнена, а также поиск базы.

Для выбора антитела необходимо иметь количественный показатель полезности антител при данных условиях. Каждому антителу ставится в соответствие переменная состояния, называемая концентрацией антител.

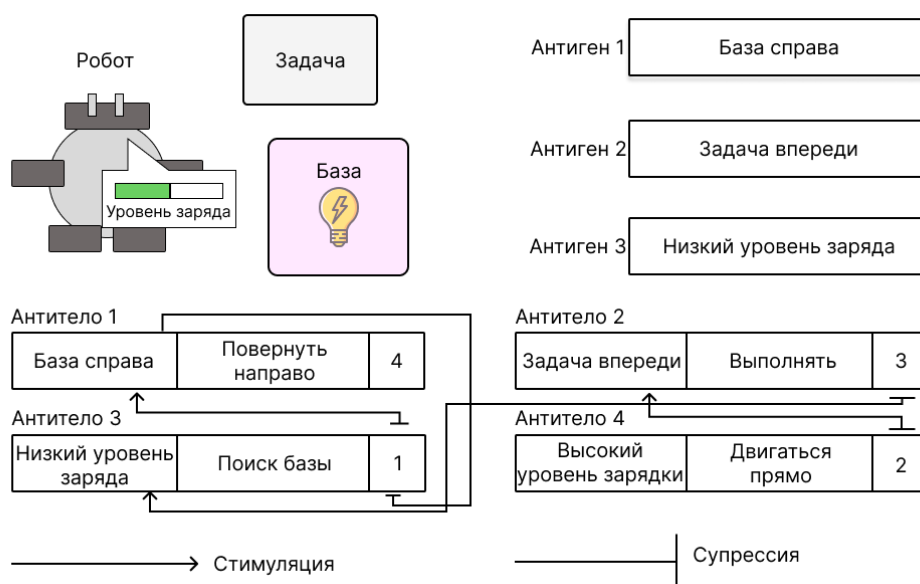


Р и с. 3. Описание антител

F i g. 3. Antibody description

Процесс взаимодействия антител является основным принципом функционирования иммунной сети. Пусть робототехнический комплекс столкнулся с ситуацией,

показанной на рисунке 4. В этом случае имеется три антигена.



Р и с. 4. Пример сети взаимодействующих антител
F i g. 4. Example of a network of interacting antibodies

Для ответа на антигены заранее приготовлены 4 типа антител. Например, наличие антител 1 типа означает, что если робототехнический комплекс обнаружит базу справа, то такое антитело активируется, что может привести к выбору действия повернуть направо. Однако если текущий запас энергии высокий, то данное антитело активирует другие антитела, взаимодействующие с его идиотопом (в нашем случае антитела 4 типа), которые предохраняют батареи от перегрузки.

Пусть робот имеет достаточный запас энергии. В этом случае антигенами стимулируются антитела 1, 2 и 4 типов, и концентрация их увеличивается. Однако в результате взаимодействий паратопов и идиотопов, показанных стрелками, концентрация антител может быть разной. На рисунке 4 видно, что в результате наиболее высокая концентрация будет у антител 2 типа, что приведет к их отбору. Это означает, что робототехнический комплекс примет решение выполнить работу.

Если запас энергии у робототехнического комплекса недостаточно высокий, то тенденцию быть отобранным имеет антитело 1 типа. Это означает, что робот игнорирует выполнение плана работ и будет стремиться восполнить заряд батареи. Из данного примера следует, что взаимодействия между антителами служат механизмом регулирования приоритетов.

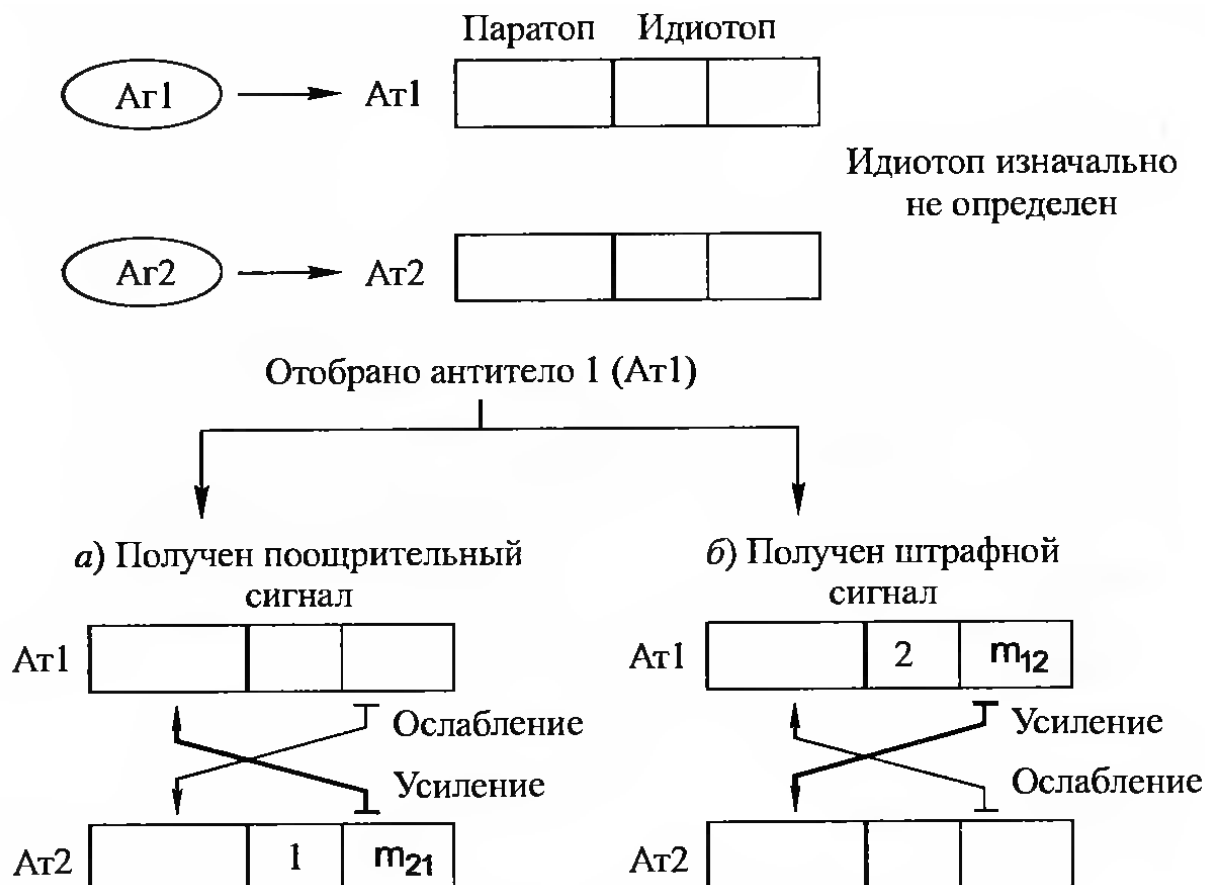
Типичный результат работы подобной сети выглядит следующим образом: пока уровень энергии достаточно высок, робототехнический комплекс выполняет план работ. По мере уменьшения количества энергии робототехнический комплекс стремится отобрать антитела, соответствующие возвращению на базу и/или поиску базы. После возвращения на базу робот вновь приступает к решению основной задачи.

В рамках описанного ранее иммунного подхода структура антител и архитектура иммунной сети

задавались вручную. Однако с увеличением количества антител такой подход приводит к неудаче, поэтому необходимо введение механизмов адаптации. Обычно выделяют два типа механизмов адаптации: корректировки и нововведений. Корректировку можно рассматривать как адаптацию путем изменения параметров системы (примером служит модификация весовых коэффициентов синапсов в нейронных сетях), а нововведение – как адаптацию в результате действия механизмов отбора. Далее предложены два типа механизмов адаптации, основанных на корректировке и нововведении, для построения иммунной сети без вмешательства человека.

Для выбора подходящего решения необходимо для каждого идиотопа определить порядковый номер стимулируемого антитела и уровень стимуляции. С этой целью предлагается использовать алгоритм оперативной корректировки, в котором идиотопы антител вначале не заданы и затем определяются в процессе обучения с подкреплением. Пусть робототехнический комплекс имеет дело с антигеном 1 и 2 (рисунок 5). В этом случае одновременно стимулируются антитела 1 и 2 (соответственно At1 и At2). В результате концентрация таких антител увеличивается. Однако, так как сравнительные приоритеты антител 1 и 2 неизвестны (вначале идиотопы не определены, и цепочки стимуляции и супрессии отсутствуют), то в этом случае каждое из них может быть отобрано на случайной основе.

Пусть робототехнический комплекс случайно выбирает At1 и получает положительное подкрепление. Для формирования тенденции к выбору At1 при наличии тех же самых или подобных антигенов (ситуаций) порядковый номер At1 записывается в идиотоп At2, уровень стимуляции увеличивается.



Р и с. 5. Предложенный механизм регуляции
F i g. 5. Proposed regulation mechanism

Данная процедура приводит к увеличению относительного приоритета At1 над At2. В случае, если робототехнический комплекс получает штрафной сигнал, мы записываем порядковый номер антитела 2 типа (т. е. 2) в идиотоп At1 и аналогичным образом изменяем m12. Это приводит к уменьшению относительного приоритета At1.

В рамках рассматриваемого в данной работе примера задачи выполнения работ в качестве поощрительных и штрафных сигналов можно, например, использовать следующие сигналы.

Поощрение:

- робототехнический комплекс перезаряжается при низком уровне энергии;
- робототехнический комплекс выполняет работу при высоком уровне энергии.

Штраф:

- робототехнический комплекс выполняет при низком уровне энергии;
- робототехнический комплекс сталкивается с препятствием или выезжает за границы установленного периметра.

В рассмотренном выше механизме адаптации паратоп каждого антитела описывался по принципу «сверху-вниз». Очевидный способ преодолеть эту трудность заключается в использовании механизма нововведений.

В предыдущем пункте отмечалось, что таким механизмом является метадинамическая функция естественной иммунной системы.

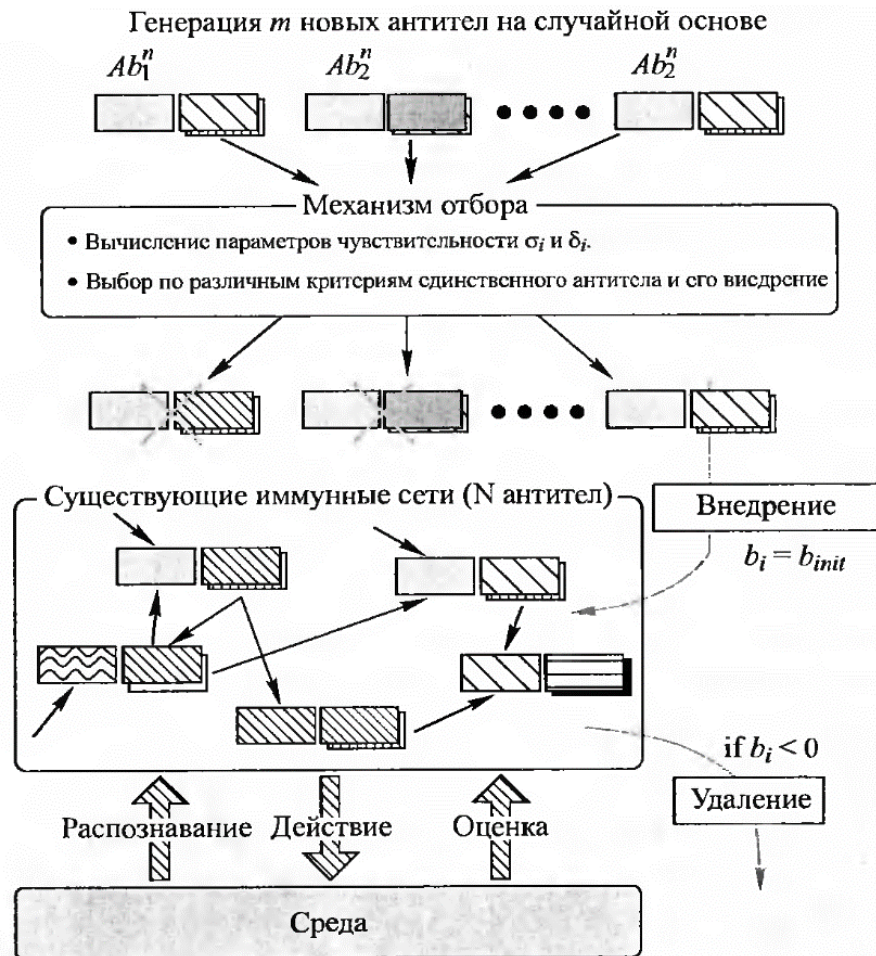
На рисунке 6 показана схема предлагаемого механизма нововведений. Вначале иммунная сеть состоит из N антител, каждое из которых образуется в результате процесса рекомбинации генов и имеет одну переменную состояния, называемую концентрацией В-лимфоцитов.

Если в результате действия антитело получает подкрепляющий сигнал, то соответствующая концентрация В-лимфоцитов меняется:

$$bi(T+1) = ri \Delta b - K bi(T)$$

где $ri = 1$, если антитело i отбирается и получает подкрепляющий сигнал, $ri = -1$, если антитело i получает штрафной сигнал, и $ri = 0$, если антитело i не отбирается. K – это параметр диссипации (естественной гибели) В-лимфоцитов. Если величина $bi(T)$ становится меньше 0, то соответствующее антитело удаляется и под действием механизма отбора в иммунную сеть встраивается новое антитело.

Для повышения эффективности отбора моделируется функция тимуса. Сначала на случайной основе в процессе рекомбинации генов образуется m кандидатов в антитела. Затем вычисляются параметры



Р и с. 6. Предлагаемый механизм нововведений
Fig. 6. Proposed innovation mechanism

чувствительности σ_i и δ_i между каждым новым антителом и существующей иммунной сетью, которые задаются в виде:

$$\sigma_i = \sum_{j=1}^N m_{ji} a_j,$$

$$\delta_i = \sum_{j=1}^N m_{ij} a_j.$$

Антитела взаимодействуют между собой по принципу стимуляции или супрессии. Параметры чувствительности σ_i и δ_i представляют собой, соответственно, сумму стимулирующих и супрессирующих сигналов со стороны иммунной сети. В конечном итоге, на основе некоторого заранее выбранного критерия в иммунную сеть встраивается только одно антитело. В работе использовались два различных критерия: $\max \sigma_i$ и $\max |\sigma_i - \delta_i|$. Наиболее эффективным механизмом отбора, позволяющим улучшить адаптационные возможности системы, представляется механизм отбора по критерию $\max |\sigma_i - \delta_i|$.

Заключение

Таким образом, искусственные иммунные системы имеют большой потенциал для создания более умных,

безопасных и устойчивых робототехнических систем, которые смогут самостоятельно адаптироваться и защищаться в самых различных сферах применения. Искусственные иммунные системы интегрируются в робототехнические комплексы для повышения надежности, адаптивности и безопасности за счёт имитации ключевых особенностей биологического иммунитета – самозащиты, обучения и распознавания аномалий.

В данной работе получены следующие основные результаты.

1. Разработана формальная модель автоматизации процесса выбора оптимального варианта поведения искусственного интеллекта с применением искусственной системы.
2. Создан программный комплекс, реализующий описанные алгоритмы.

Благодарности: авторы благодарят АО МГК «ИНТЕХРОС» за предоставленные материалы.

Acknowledgements: The authors thank JSC MGK INTEKHROS for the materials provided.



References

1. Lamonina L.V., Smirnova O.B., Dulgir E.A. Robotics and artificial intelligence. Scientific and technical support of the agro-industrial complex, the state and prospects of development. 2020. pp. 469-475.
2. Begishev I.R., Khisamova Z.I. Artificial intelligence and robotics: theoretical and legal problems of differentiation of the conceptual apparatus. *Bulletin of Udmurt University. Series Economics and Law*. 2020;30(5):706-713. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.35634/2412-9593-2020-30-5-706-713>
3. Kashkin S.Y., Pokrovsky A.V. Artificial Intelligence, Robotics and the Protection of Human Rights in the European Union. *Courier of Kutafin Moscow State Law University (MSAL)*. 2019;(4):64-90. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.17803/2311-5998.2019.56.4.064-090>
4. Aksenov V.V. Metaheuristic problem-solving methods for combinatorial optimization. In: Proceedings of the International Conference on Parallel Computational Technologies, PCT 2009. Nizhny Novgorod; 2009. p. 799. (In Russ., abstract in Eng.) EDN: TCOIBP
5. Samigulina G.A. Developing forecasting and controlling intelligent expert systems based on artificial immune systems. *Problems of Informatics*. 2010;(1):15-22. (In Russ., abstract in Eng.) EDN: NBRZMV
6. Bryukhovetsky A.A., Skatkov A.V. Implementing artificial immune systems models to solve multidimensional optimization tasks. *Bulletin of the SevSTU*. 2010;(12):119-122. Available at: <https://lib.sevsu.ru/xmlui/handle/123456789/2500> (accessed 29.07.2025). (In Ukr.).
7. Bardachev Yu.N., Didyk A.A. Using danger theory in artificial immune systems. *Avtomatika, avtomatizatsiya, elektrotekhnicheskie komplekсы i sistemy* = Automatics, Automation, Electrical Engineering Complexes. 2007;(2):107-111. (In Russ., abstract in Eng.)
8. Stankevich L.A., Kazansky A.B. An immunological protection system for a humanoid. In: Proc. 9th All-Russian Science and Practice Conf. Current Problems of Information Security. 2006;(5):145-152. (In Russ., abstract in Eng.)
9. Garrett S.M. How Do We Evaluate Artificial Immune Systems? *Evolutionary Computation*. 2005;13(2):145-177. <https://doi.org/10.1162/1063656054088512>
10. Hunt J.E., Cooke D.E. Learning using an artificial immune system. *Journal of Network and Computer Applications*. 1996;19(2):189-212. <https://doi.org/10.1006/jnca.1996.0014>
11. Knight T., Timmis J. AINE: an immunological approach to data mining. In: Proceedings 2001 IEEE International Conference on Data Mining. San Jose, CA, USA: IEEE Press; 2001. p. 297-304. <https://doi.org/10.1109/ICDM.2001.989532>
12. Kim J., Bentley P.J. Towards an artificial immune system for network intrusion detection: an investigation of dynamic clonal selection. In: Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. CEC'02 (Cat. No.02TH8600). Honolulu, HI, USA: IEEE Press; 2002. p. 1015-1020. Vol. 2. <https://doi.org/10.1109/CEC.2002.1004382>
13. Kalmanje K.K., Neidhoefer J. Immunized Adaptive Critic for an Autonomous Aircraft Control Application. In: Dasgupta D. (eds) Artificial Immune Systems and Their Applications. Berlin, Heidelberg: Springer; 1999. p. 221-241. https://doi.org/10.1007/978-3-642-59901-9_12
14. Gao X.Z., Ovaska S.J., Wang X., Chow M.Y. Clonal optimization-based negative selection algorithm with applications in motor fault detection. *Neural Computing and Applications*. 2009;18(7):719-729. <https://doi.org/10.1007/s00521-009-0276-9>
15. Bezerra G.B., Barra T.V., Ferreira H.M., Knidel H., de Castro L.N., Von Zuben F.J. An Immunological Filter for Spam. In: Bersini, H., Carneiro, J. (eds) Artificial Immune Systems. ICARIS 2006. *Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 4163. Berlin, Heidelberg: Springer; 2006. p. 446-458. https://doi.org/10.1007/11823940_34
16. Owens N., Timmis J., Greensted A., Tyrrell A. Modelling the Tunability of Early T Cell Signalling Events. In: Proceedings of the 7th international conference on Artificial Immune Systems (ICARIS '08). Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag; 2008. p. 12-23. https://doi.org/10.1007/978-3-540-85072-4_2
17. Senhua Y., Dasgupta D. Conserved Self Pattern Recognition Algorithm. In: Proceedings of the 7th international conference on Artificial Immune Systems (ICARIS '08). Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag; 2008. p. 279-290. https://doi.org/10.1007/978-3-540-85072-4_25
18. Greensmith J., Aickelin U., Cayzer S. Introducing Dendritic Cells as a Novel Immune-Inspired Algorithm for Anomaly Detection. In: Jacob C., Pilat M.L., Bentley P.J., Timmis J.I. (eds.) Artificial Immune Systems. ICARIS 2005. *Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 3627. Berlin, Heidelberg: Springer; 2005. p. 153-167. https://doi.org/10.1007/11536444_12
19. Prieto C.E., Nino F., Quintana G. A goalkeeper strategy in robot soccer based on Danger Theory. In: 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE World Congress on Computational Intelligence). Hong Kong, China: IEEE Press; 2008. p. 3443-3447. <https://doi.org/10.1109/CEC.2008.4631263>
20. Iqbal A., Maarof M.A. Polymorphism and Danger Susceptibility of System Call DASTONs. In: Jacob C., Pilat M.L., Bentley P.J., Timmis J.I. (eds) Artificial Immune Systems. ICARIS 2005. *Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 3627. Berlin, Heidelberg: Springer; 2005. p. 366-374. https://doi.org/10.1007/11536444_28



21. Ishida Y. Fully distributed diagnosis by PDP learning algorithm: towards immune network PDP model. In: 1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks. San Diego, CA, USA: IEEE Press; 1990. p. 777-782. vol. 1. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.1990.137663>
22. Timmis J., Neal M., Hunt J. An artificial immune system for data analysis. *Biosystems*. 2000;55(1-3):143-150. [https://doi.org/10.1016/S0303-2647\(99\)00092-1](https://doi.org/10.1016/S0303-2647(99)00092-1)
23. Dasgupta D., Yu S., Nino F. Recent advances in artificial immune systems: Models and applications. *Applied Soft Computing*. 2011;11(2):1574-1587. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2010.08.024>
24. Puteh M., Hamdan A.R., Omar K., Abu Bakar A. Flexible Immune Network Recognition System for Mining Heterogeneous Data. In: Bentley P.J., Lee D., Jung S. (eds.) Artificial Immune Systems. ICARIS 2008. *Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 5132. Berlin, Heidelberg: Springer; 2008. p. 232-241. https://doi.org/10.1007/978-3-540-85072-4_21
25. Castro P.A.D., Von Zuben F.J. MOBAIS: A Bayesian Artificial Immune System for Multi-Objective Optimization. In: Bentley P.J., Lee D., Jung S. (eds.) Artificial Immune Systems. ICARIS 2008. *Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 5132. Berlin, Heidelberg: Springer; 2008. p. 48-59. https://doi.org/10.1007/978-3-540-85072-4_5
26. Coelho G.P., de França F.O., Von Zuben F.J. A Multi-Objective Multipopulation Approach for Biclustering. In: Bentley P.J., Lee D., Jung S. (eds.) Artificial Immune Systems. ICARIS 2008. *Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 5132. Berlin, Heidelberg: Springer; 2008. p. 71-82. https://doi.org/10.1007/978-3-540-85072-4_7
27. Secker A., Davies M.N., Freitas A.A., Timmis J., Clark E., Flower D.R. An Artificial Immune System for Evolving Amino Acid Clusters Tailored to Protein Function Prediction. In: Bentley P.J., Lee D., Jung S. (eds.) Artificial Immune Systems. ICARIS 2008. *Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 5132. Berlin, Heidelberg: Springer; 2008. p. 242-253. https://doi.org/10.1007/978-3-540-85072-4_22
28. Altshuler E.P., Serebryanaya D.V., Katrukha A.G. Obtaining recombinant antibodies and ways to increase their affinity. *Uspekhi biologicheskoy khimii* = Biological Chemistry Reviews. 2010;50:203-258. Available at: <https://www.fbras.ru/wp-content/uploads/2017/10/Altshuler.pdf> (accessed 29.07.2025). (In Russ., abstract in Eng.)
29. Stibor T., Timmis J., Eckert C. On the Use of Hyperspheres in Artificial Immune Systems as Antibody Recognition Regions. In: Bersini H., Carneiro J. (eds.) Artificial Immune Systems. ICARIS 2006. *Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 4163. Berlin, Heidelberg: Springer; 2006. p. 215-228. https://doi.org/10.1007/11823940_17
30. Aickelin U., Cayzer S. The Danger Theory and Its Application to Artificial Immune Systems. *arXiv:0801.3549*. 2008. <https://doi.org/10.48550/arXiv.0801.3549>
31. Zhang Y.J., Xue Y. Study of Immune Control Computing in Immune Detection Algorithm for Information Security. In: Huang D.S., Wunsch D.C., Levine D.S., Jo K.H. (eds.) Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Artificial Intelligence. ICIC 2008. *Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 5227. Berlin, Heidelberg: Springer; 2008. p. 951-958. https://doi.org/10.1007/978-3-540-85984-0_114

Поступила 29.07.2025; одобрена после рецензирования 11.09.2025; принята к публикации 02.10.2025.

Submitted 29.07.2025; approved after reviewing 11.09.2025; accepted for publication 02.10.2025.

Об авторах:

Астахова Ирина Федоровна, профессор кафедры математического обеспечения ЭВМ факультета прикладной математики, информатики и механики, ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет» (394018, Российская Федерация, г. Воронеж, Университетская площадь, д. 1), доктор технических наук, профессор, **ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2627-8508>**, astachova@list.ru

Вернер Екатерина Сергеевна, аспирант факультета прикладной математики, информатики и механики, ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет» (394018, Российская Федерация, г. Воронеж, Университетская площадь, д. 1), **ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-1169-5895>**, wernerammvsu@yandex.ru

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

About the authors:

Irina F. Astachova, Professor of the Chair of Computer Hardware, Faculty of Applied Mathematics, Informatics and Mechanics, Voronezh State University (1 Universitetskaya pl., Voronezh 394018, Russian Federation), Dr. Sci. (Eng.), Professor, **ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2627-8508>**, astachova@list.ru

Ekaterina S. Verner, Postgraduate Student of the Faculty of Applied Mathematics, Informatics and Mechanics, Voronezh State University (1 Universitetskaya pl., Voronezh 394018, Russian Federation), **ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-1169-5895>**, wernerammvsu@yandex.ru

All authors have read and approved the final manuscript.