

**Nagoev Zalimkhan Vyacheslavovich** – Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences"; e-mail: zaliman@mail.ru; Nalchik, Russia; phone: +78662426562; cand. of eng. sc.

**Zagazezheva Oksana Zaurovna** – Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences"; e-mail: oksmil.82@mail.ru; Nalchik, Russia; phone: +79289136674; cand. of econ. sc.

**Brzhikhatlov Kantemir Chamalovich** – Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences"; e-mail: haosit13@gmail.com; Nalchik, Russia; phone: +79631663448; cand. of phys. and math. sc.

**Mambetov Idar Arsenovich** – Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences"; e-mail: idar.mam12@gmail.com; Nalchik, Russia; phone: +79280846803; junior researcher.

УДК 004.896

DOI 10.18522/2311-3103-2025-2-51-61

**А.М. Корсаков, В.В. Иванова, А.А. Демчева, В.Д. Матвеев, Е.Ю. Смирнова**

### **ОРГАНИЗАЦИЯ ВЫПОЛНЕНИЯ СЦЕНАРИЯ РАБОТЫ МОБИЛЬНОГО РОБОТА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОМОРФНОГО МЕХАНИЗМА УПРАВЛЕНИЯ ЗАДАНИЕМ**

*Представлены результаты исследования возможности формирования и выполнения сценария работы мобильного робота с использованием нейроморфных информационно-управляющих элементов (логические элементы «И», «ИЛИ» и «НЕ»; нейроморфный экстраполятор; нейроморфный детектор нештатных ситуаций; нейроморфный механизм формирования условного рефлекса). Приведено краткое описание этих информационно-управляющих элементов. В качестве базового элемента при этом выступает сегментная спайковая модель нейрона CSNM с возможностью структурного обучения. Обученная модель CSNM способна решать задачу бинарной классификации, из чего следует возможность её использования в качестве отдельного информационно-управляющего элемента – детектора состояния. Организацию выполнения сценария работы мобильного робота предлагается строить на основе универсальных нейроморфных модулей с использованием указанных нейроморфных информационно-управляющих элементов. Предлагаемый механизм управления заданием сводится к следующему. Универсальным нейроморфным модулям, используемым в качестве блоков-переключателей, присваиваются приоритеты. Детектирование той или иной ситуации выполняется посредством универсального нейроморфного модуля, приоритет которого выше, что приводит к торможению всех универсальных нейроморфных модулей, приоритет которых ниже данного. Добавляя, либо удаляя универсальные нейроморфные модули, а также меняя их приоритетность, мы получаем требуемое для нас поведение мобильного робота. В работе приведены результаты исследования предложенного механизма организации сценария работы робота как на компьютерной модели, так и на реальном роботе. Для компьютерного моделирования был разработан специальный эмулятор, который позволил всесторонне исследовать предложенное решение. В качестве тестовой задачи было выбрано движение к цели в помещении с перегородками. Результаты экспериментов показали принципиальную применимость предложенного механизма формирования и выполнения сценария работы робота. В работе указаны основные недостатки текущей реализации: возможность ситуаций, приводящих к заикливанию набора действий, совершаемых мобильным роботом, а также необходимость ручного согласования основных параметров сцены и мобильного робота (метрические характеристики заданных размеров зон сцены, угловая и линейная скорость мобильного робота и т.п.). Предложены пути устранения указанных недостатков. Сделан вывод о перспективности применения сегментной спайковой модели нейрона и сетей на её основе для задач управления мобильными роботами.*

*Сценарий работы робота; нейроморфные системы; спайковые нейронные сети.*

**A.M. Korsakov, V.V. Ivanova, A.A. Demcheva, V.D. Matveev, E.Yu. Smirnova**

### **ORGANIZING THE EXECUTION OF A MOBILE ROBOT OPERATION SCENARIO USING A NEUROMORPHIC TASK MANAGEMENT MECHANISM**

*The paper presents the results of a study of the possibility of forming and executing a mobile robot operation scenario using neuromorphic information and control elements (logical elements "AND", "OR" and "NOT"; neuromorphic extrapolator; neuromorphic emergency detector; neuromorphic conditioned reflex formation mechanism). A brief description of these information and control elements is given. In this case, the segmented spike model of the CSNM neuron with the possibility of structural learning acts as*

*a basic element. The trained CSNM model is capable of solving the binary classification problem, which implies the possibility of using it as a separate information control element – a state detector. It is proposed to organize the execution of the mobile robot operation scenario on the basis of universal neuromorphic modules using the specified neuromorphic information and control elements. The proposed task management mechanism boils down to the following. Universal neuromorphic modules used as switch blocks are prioritized. The detection of a particular situation is performed by means of a universal neuromorphic module, the priority of which is higher, which leads to the inhibition of all universal neuromorphic modules, the priority of which is lower than this one. By adding or removing universal neuromorphic modules, as well as changing their priority, we get the desired behavior of a mobile robot. The paper presents the results of a study of the proposed mechanism for organizing a robot operation scenario on both a computer model and a real robot. A special emulator was developed for computer modeling, which made it possible to comprehensively investigate the proposed solution. Moving towards the target in a room with partitions was chosen as a test task. The experimental results have shown the fundamental applicability of the proposed mechanism for forming and executing a robot operation scenario. The paper highlights the main disadvantages of the current implementation: the possibility of situations leading to looping of a set of actions performed by a mobile robot, as well as the need for manual coordination of the main parameters of the scene and the mobile robot (metric characteristics of the specified size of the scene zones, angular and linear velocity of the mobile robot, etc.). The ways to eliminate these disadvantages are proposed. The conclusion is made about the prospects of using the segmented spike model of a neuron and networks based on it for the tasks of controlling mobile robots.*

*Robot operation scenario; neuromorphic systems; spike neural networks.*

**Введение.** Общим подходом к задаче планирования поведения и действий мобильного робота в сложной обстановке является использование иерархии миссия-сценарий-технологическая операция (ТОП). Под миссией понимается формализованное описание последовательности типовых сценариев. Сценарий описывает алгоритм решения функционально завершенной задачи и может быть представлен блок-схемой, в которой блоками действия являются типовые технологические операции (ТОП), соединенные блоками решения (переключателями). Уровень ТОП позволяет описать логику функционирования робота в процессе выполнения задания без излишней детализации и при планировании работ является неделимой (атомарной) сущностью. Такой подход обеспечивает формирование гибкого поведения робота, т.е. возможность реализации сколь угодно сложных комбинаций, при том, что отдельные элементы поведения представляют собой заранее отработанные процедуры.

Для наиболее сложных ситуаций целесообразно рассматривать поведенческие сценарии и поведенческие модели роботов. Поведенческий подход к управлению роботами был сформулирован в ряде классических работ [1–3] и в настоящее время является общепринятым, когда робот или небольшая группа роботов пытается решить нечетко поставленную задачу в слабо детерминированной среде [4–7].

Известны различные подходы к реализации вышеупомянутых блоков решения (переключателей) в составе алгоритма выполнения поведенческого сценария работы робота. Наиболее популярны и хорошо исследованы решения на базе методов нечеткой логики [8–11].

Эти методы позволяют формировать блоки решения с использованием лингвистических выражений, описывающих информацию об обстановке, характерную для работы в сложных средах (например, в мало изученной местности). Основным недостатком такого подхода является отсутствие фазы обучения и зависимость получаемых результатов от базы правил нечеткого вывода, формируемой на основании априорных экспертных оценок.

Также известны способы описания поведенческого сценария в виде марковской последовательности операций [12].

Для принятия решения применяется механизм марковского принятия решений, использующий постоянно пополняемую базу экспертных оценок вероятностных характеристик результатов локальных действий. Недостатком данного подхода, как и при использовании нечеткой логики, является зависимость результатов от априорных экспертных оценок.

В последние годы появляются публикации, описывающие различные комбинированные методы, дополненные обучением робота правильным реакциям на неожиданно возникающие обстоятельства [13–14].

В данной работе мы описываем использование нейроморфных информационно-управляющих элементов (НИУЭ) в качестве блоков-решателей при формировании сценария работы робота. НИУЭ подробно описаны в [15], здесь мы кратко перечислим основные аспекты этого решения.

К настоящему времени предложен ряд нейроморфных систем, основанных на импульсных (спайковых) нейронных сетях (SNN – Spiking Neuron Networks), включая HiAER, SpiNNaker, Neurogrid и TrueNorth [16–19]. Будучи основанными на механизме обработки данных на основе импульсов подобно тому, как это происходит в реальных биологических нейронных системах, SNN играют ключевую роль в нейроморфных вычислениях. Подход к нейроморфным вычислениям может поддерживать комплексное интеллектуальное управление, объединяя восприятие, обучение и принятие решений в режиме реального времени без указания и настройки большого количества гиперпараметров.

Перечислим предлагаемые [15] нейроморфные информационно-управляющие элементы.

*Нейроморфный детектор состояния* – это обученный нейрон CSNM (англ. Compartmental Spiking Neuron Model) способный решать задачу бинарной классификации [20]. Данная модель нейрона используется нами в качестве базового элемента.

*Нейроморфные логические элементы.* Важной особенностью используемой модели нейрона является возможность реализации на ней таких логических элементов, как «И» [21], «ИЛИ» [20] и «НЕ» [22], причём для реализации каждого из этих элементов необходим всего один нейрон CSNM. Для активации нейрона «И» необходим одновременный приход импульсов на все его входы (дендриты). Для активации нейрона «ИЛИ» достаточно прихода импульса на один (любой) из его входов. Нейрон «НЕ», благодаря синхронизирующему импульсу, сохраняет активность до тех пор, пока на тормозный вход его сомы не поступит инвертируемый импульс.

*Нейроморфный механизм формирования условного рефлекса.* В работе [21] авторами рассматривается схема формирования условного рефлекса, построенная на CSNM. В результате экспериментов было показано, что при одновременной подаче на входы схемы условного и безусловного раздражителей, через некоторое (определённое параметром) время, для вызова безусловной реакции становится достаточно подачи только условного раздражителя, что и означает завершение формирования условного рефлекса. Отметим, что схема позволяет воспроизводить условный рефлекс не только с положительным подкреплением, но и с отрицательным. Далее в настоящей работе будет использоваться формирование условно-рефлекторных реакций с отрицательным подкреплением.

*Нейроморфный экстраполятор.* В работе [22] авторами была предложена схема нейроморфного экстраполятора. Схема представляет собой структуру элементарной ячейки сети, на выходе которой формируется прогнозируемое значение входного сигнала в следующий момент времени. Элементы ячейки выполняют операции суммирования и вычитания по аналогии с биологическими нейронами. Преимущество такой модели экстраполятора состоит в простоте вычислений и реализации алгоритма. Прогнозируемые значения любых монотонно изменяющихся сигналов, поступающих на входы ячейки, вычисляются в реальном масштабе времени без перестройки связей между элементами. Значения сигналов вычитаются и суммируются с единичными коэффициентами, что не требует ни специфического обучения с внешним учителем, ни критериев для аппроксимации выхода к входному сигналу, ни восстановления описывающей его функции или функциональной зависимости.

**Общая концепция нейроморфного механизма управления заданием при отработке сценария работы мобильного робота.** Рассмотрим механизм формирования действий робота с использованием в качестве блоков-переключателей универсальных нейроморфных модулей. Структура такого модуля показана на рис. 1.

Для формирования универсальных нейроморфных модулей (УНМ) используются перечисленные выше НИУЭ.

Блок «CSNM – детектор ситуации» на рис. 1 соответствует НИУЭ «нейроморфный детектор состояния». Будучи предварительно обучен, он решает задачу бинарной классификации текущей *ситуации*. Примером такой ситуации может выступать приближение к препятствию.

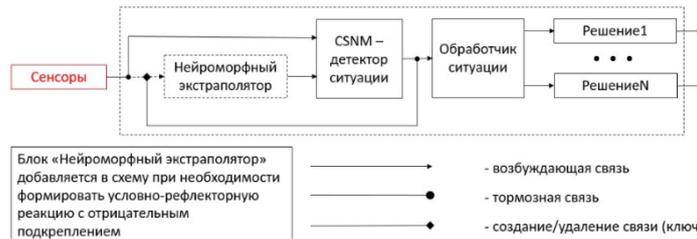


Рис. 1. Структура универсального нейроморфного модуля (УНМ) для формирования действий робота с использованием НИУЭ

Блок «Нейроморфный экстраполятор» соответствует НИУЭ «нейроморфный экстраполятор» и может заранее прогнозировать возникновение той или иной ситуации.

Блок «Обработчик ситуации», как и блок «Решение» реализуют логику функционирования робота верхнего уровня и могут быть реализованы как традиционными способами, так и с использованием НИУЭ.

Предлагаемый механизм управления заданием сводится к следующему. УНМ, используемым в качестве блоков-переключателей, присваиваются приоритеты. Детектирование той или иной ситуации выполняется посредством УНМ, приоритет которого выше, что приводит к торможению всех УНМ, приоритет которых ниже данного. Добавляя, либо удаляя УНМ, а также меняя их приоритетность, мы получаем требуемое для нас поведение мобильного робота.

Построение такой иерархии УНМ проиллюстрируем на примере, который мы будем использовать далее (рис. 2).

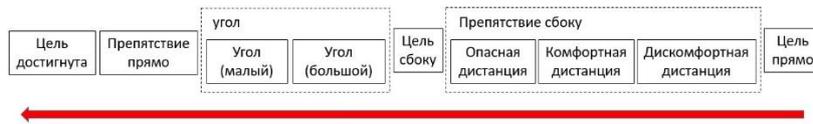


Рис. 2. Пример иерархии универсальных нейроморфных модулей

На рис. 2 отдельные блоки соответствуют различным УНМ, красная стрелка показывает возрастание их приоритета. Поведение мобильного робота, которое реализуется при помощи иерархии, приведённой на рис. 2, будет описано ниже.

**Проведение экспериментов на компьютерной модели.** Для апробации описанного выше механизма был реализован эмулятор на языке Python, позволивший задавать сцену (включая положение цели и стартовые положение и ориентацию мобильного робота), а также задавать необходимые параметры сцены и мобильного робота (линейную и угловую скорость и т.п.) (рис. 3). Задачей мобильного робота на данном этапе работы являлось движение к цели в помещении с перегородками.

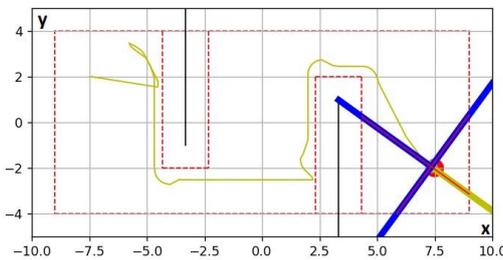


Рис. 3. Эмулятор для исследования механизма управления заданием

На рис. 3 чёрными линиями обозначены стены и перегородки рабочей сцены. В ходе экспериментов как с использованием эмулятора, так и с использованием реального мобильного робота, нами вводилось понятие «виртуальной стены». Под виртуальной стеной понимается воображаемая линия, проходящая на некотором (заданном параметром) рас-

стоянии от реальной стены или перегородки. Введение виртуальных стен обусловлено необходимостью предотвратить реальные столкновения мобильного робота с препятствиями. На рис. 3 виртуальные стены обозначены красными пунктирными линиями.

При экспериментах в эмуляторе, считалось, что мобильный робот способен измерять направление на цель, которая обозначена на рис. 3 красной окружностью.

Мобильный робот на рис. 3 обозначен, как общая начальная точка четырёх отрезков (трёх синих, и одного жёлтого). Необходимо отметить, что при экспериментах в эмуляторе мобильный робот рассматривался в качестве материальной точки, что считалось достаточным, для апробации метода. Сами отрезки отображают измеренное расстояние четырьмя установленными на мобильном роботе сенсорами – фронтальным (обозначен жёлтым цветом), левым, правым и задним (обозначены синим цветом) дальномерами – до реальных стен и перегородок. Красная линия внутри каждого из указанных отрезков отображает расстояние до виртуальной стены. Последние расстояния и принимались в дальнейших расчётах за реально измеренные расстояния. Показания заднего дальномера далее в расчётах не учитывались. Формулы расчёта направления на цель, реальных и виртуальных показаний дальномеров, расстояний до виртуальных стен мы не приводим, т.к. они сводятся к элементарным геометрическим операциям.

Для проведения эксперимента в эмуляторе будем использовать иерархию УНМ, представленную на рис. 2. Приведём пошаговое описание поведения мобильного робота, которому соответствует такой набор и иерархия УНМ:

- 1) если цель достигнута, то безусловной реакцией робота является остановка;
- 2) если детектируется препятствие спереди, то в качестве безусловной реакции робота выбран поворот налево;
- 3) если детектируется малый угол (употребляя термины «большой» и «малый» угол, мы имеем в виду длину ребра угла, а не само его значение), то для правого угла безусловной реакцией является поворот налево, тогда как для левого угла – поворот направо;
- 4) если детектируется большой угол, то безусловной реакцией робота является движение прямо;
- 5) если детектируется цель справа при отсутствии препятствия справа, то безусловной реакцией робота является поворот направо; тогда как если детектируется цель слева при отсутствии препятствия слева, то безусловной реакцией робота является поворот налево;
- 6) если детектируется препятствие сбоку на опасной дистанции (слишком близко), то, в зависимости от результата обработки ситуации, робот либо движется прямо, либо поворачивает в сторону от препятствия;
- 7) если детектируется препятствие сбоку на комфортной дистанции, то, в зависимости от результата обработки ситуации, робот либо движется прямо, либо поворачивает в сторону от препятствия;
- 8) если детектируется препятствие сбоку на дискомфортной дистанции (слишком далеко), то, в зависимости от результата обработки ситуации, робот либо движется прямо, либо поворачивает в сторону препятствия;
- 9) если детектируется цель спереди, то безусловной реакцией робота является движение прямо.

Таким образом задание робота можно охарактеризовать, как «движение к цели на комфортном расстоянии от препятствий».

Теперь поясним работу нейроморфного обработчика ситуации (см. рис. 1) на примере пунктов 6-8 из списка, приведённого выше.

Важной особенностью обученной модели нейрона CSNM является её реакция на паттерны импульсов, в большей или меньшей степени отличные от паттерна импульсов, которому данная модель нейрона обучалась (обучающего примера) [20]. Модель нейрона CSNM способна отвечать на паттерны импульсов до некоторого предела отличные от обучающего примера (близкие обучающему тестовые примеры), однако, время ответа модели нейрона на близкие к обучающему тестовые примеры, отлично от времени ответа модели нейрона на обучающий пример. В первом случае это время оказывается больше, т.е. чем ближе входной паттерн импульсов к обучающему примеру, тем быстрее происходит генерация выходного импульса в модели нейрона.

Таким образом становится понятна идея нейроморфного обработчика ситуаций для данных примеров. Если нейрон-детектор ситуации обучить обучающему примеру, соответствующему одной из границ зон (опасная, комфортная, дискомфортная), то движение к этой границе зоны будет приводить к увеличению скорости ответа нейрона, а движение от неё – к уменьшению этой скорости. Именно это в данном случае и служит для нас критерием принятия того или иного решения.

Как видно из рис. 3, с началом работы робот движется в направлении цели пока не упирается в виртуальную стену. Дальнейшее поведение робота соответствует пунктам 1-9 набора и иерархии УНМ, приведённым выше. Отдельно отметим стремление робота держаться на «комфортном» для себя расстоянии от виртуальной стены. Как видно из рис. 3, в результате работы программы на данном примере, цель была достигнута.

Рассмотрим теперь пример, иллюстрирующий неудачную попытку достижения цели мобильным роботом (рис. 4,а).

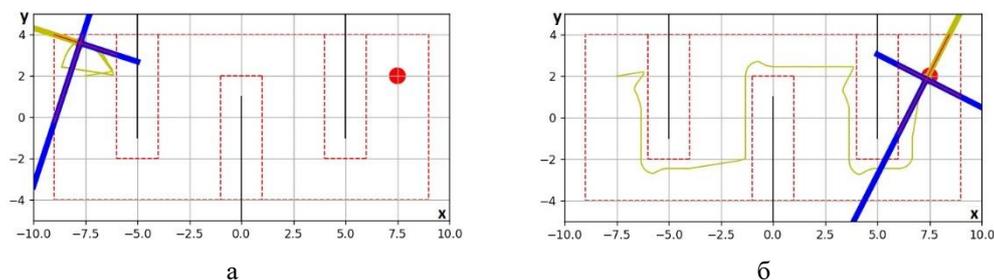


Рис. 4. Результат выполнения программы в эмуляторе:  
а – цель не достигнута; б – цель достигнута

Неудача в достижении цели мобильным роботом, проиллюстрированная на рис. 4,а, обусловлена обработкой пункта 2 из набора и иерархии УНМ, приведённом в данном разделе выше. В соответствии с этим пунктом, при детекции препятствия спереди, в качестве безусловной реакции робота нами был выбран поворот налево. Этот выбор в данном случае приводит к заикливанию набора действий, совершаемых мобильным роботом. При этом безусловный поворот налево в качестве реакции на данную ситуацию был выбран нами случайным образом. Очевидно, что никаких объективных преимуществ перед безусловным поворотом направо у этого выбора нет. Однако, в данном конкретном примере, этот выбор сыграл важную роль. Действительно, при изменении безусловной реакции мобильного робота в данной ситуации на поворот направо, на той же сцене при тех же условиях цель достигается (рис. 4,б).

Таким образом, выбор действия в ситуации, подразумевающей несколько равноправных решений, является серьёзным недостатком предлагаемой авторами концепции. Решением данной проблемы могла бы стать фиксация попадания мобильного робота в режим заикливания набора действий и изменения действия в точке, подразумевающей несколько равноправных решений, на альтернативное. Однако в ходе выполнения настоящей работы авторы старались придерживаться, на сколько это возможно, нейроморфных решений, связанных с использованием модели нейрона CSNM. Поэтому в настоящее время ведётся работа над разработкой нейроморфной модели эпизодической (ситуационной) памяти в качестве нового НИУЭ. Предполагается, что такая модель сможет строить деревья принятия решений на уровне «ситуация n» – «набор возможных решений» – «действие» – «ситуация (n+1)» и т.д.

Укажем ещё на один недостаток предлагаемой концепции в текущей реализации. Как сама сцена, так и управляемый объект (мобильный робот), характеризуются некоторым набором параметров. Для мобильного робота это, в первую очередь, значения линейной и угловой скорости. Для сцены важными параметрами с точки зрения рассмотренного примера набора и иерархии УНМ являются геометрические характеристики вводимых зон: большой и малый угол; опасное, комфортное и дискомфортное расстояние до стены.

Представляется очевидным, что все эти параметры должны быть согласованы. Так рассогласование линейной и угловой скоростей мобильного робота приводит к случаям его заноса при поворотах (даже при использовании танкового поворота). Несогласованный выбор размеров зон, приводит к невозможности робота закрепиться на комфортном расстоянии от стены (рис. 5).

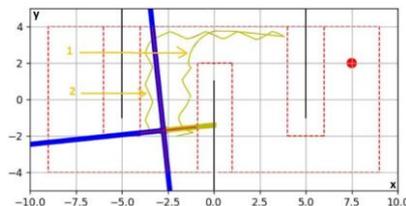


Рис. 5. Результат выполнения программы в эмуляторе. Наблюдаемые проблемы при рассогласовании параметров сцены и мобильного робота

На рис. 5 проиллюстрированы обе указанные выше проблемы. Цифрой «1» обозначен занос (отношение линейной скорости робота к угловой слишком велико). Цифра «2» указывает на ситуации невозможности стабилизировать своё движение на комфортном расстоянии от стены (рассогласованы параметры угловой скорости робота и ширины комфортной зоны).

В настоящее время эти параметры подбираются вручную (табл. 1), что является серьёзным недостатком с точки зрения адаптивности предлагаемого решения. Тем не менее, по мнению авторов, данная проблема может найти своё решение в рамках предложенной концепции. Так, набор действий может быть расширен за счёт таких решений, как «увеличить линейную скорость», «уменьшить угловую скорость» и т.п. Решение данной задачи станет следующим этапом развития настоящей работы.

Таблица 1

**Использовавшиеся в экспериментах параметры сцены и мобильного робота**

Параметр	Значение
Угловая скорость МР	9 ° / такт обработки
Линейная скорость МР	0,1 м / такт обработки
Ширина опасной зоны у стены	0,3 м
Ширина комфортной зоны у стены	0,3 м
Ширина дискомфортной зоны у стены	0,6 м
Ребро малого угла	1,2 м
Ребро большого угла	1,2 · √2 м

**Проведение эксперимента на мобильном роботе.** Эксперимент проводился с использованием робототехнической платформы «Omegabot» с программируемыми модулями. Робототехническая платформа включала в себя колёсную платформу, контроллер, микрокомпьютер RPi3, базовый блок, аккумуляторный блок и блок питания. Помимо этого, для проведения эксперимента использовались подключённые к базовой основе ультразвуковые дальнометры HC-SR04.

Как уже было указано, понятие цели при экспериментах на реальном мобильном роботе не вводилось из-за существующих на данный момент технических ограничений. В качестве потенциального решения для этой задачи можно предложить использование разработанного в ЦНИИ РТК гамма-пеленгатора для поиска источников ионизирующего излучения.

Исходя из этого эксперимент проводился в условиях ограничения функциональных возможностей системы навигации и ставил своей целью демонстрацию взаимодействия разработанных НИУЭ на примере обучения робота избегать фронтального столкновения с препятствием.

В ходе эксперимента робот совершал два подъезда к стене. С целью избежать реальных столкновений робота со стеной из всех показаний дальнометра в ходе рассматриваемого эксперимента вычиталось фиксированное значение (20 см.). Таким образом в дальнейшем речь будет вестись о «виртуальной стене», но для краткости изложения слово «виртуальный» далее мы будем опускать.

В результате первого подъезда робот останавливался на линии стены (рис. 6,а). Загоревшийся красный светодиод сигнализирует о срабатывании НИУЭ «нейроморфный детектор состояния», в данном случае – о столкновении со стеной. Одновременно с этим, в результате отработки НИУЭ «формирование условного рефлекса», происходит формирование условно-рефлекторной реакции с отрицательным подкреплением.



Рис. 6. Два подъезда робота к стене: а – столкновение; б – остановка перед стеной

В результате второго подъезда к стене робот останавливается на расстоянии от стены 0,06 м (рис. 6,б). Величина этого расстояния зависит от частоты измерения дальности датчиком (в нашем случае – 2 Гц) и скорости робота. Как видно из рис. 6,б, при втором подъезде красный светодиод не загорается, что свидетельствует о том, что столкновения со стеной не произошло, а значит условно-рефлекторная реакция была сформирована.

Далее при возникновении подобных ситуаций мобильный робот будет выбирать действие, соответствующее ситуации, определённой как «препятствие спереди».

**Заключение.** На примере построения системы навигации для автономных мобильных роботов в работе предложена концепция организации выполнения сценария работы мобильного робота с использованием нейроморфного механизма управления заданием. Данная концепция подразумевает использование отдельных универсальных нейроморфных модулей. Набор и иерархия таких модулей и задают требуемое поведение объекта управления (мобильного робота). Сами универсальные нейроморфные модули предлагается строить на основе нейроморфных информационно-управляющих элементов, которые также были описаны в настоящей работе. В качестве базового элемента предложенных НИУЭ использовалась сегментная спайковая модель нейрона CSNM с возможностью структурного обучения.

В статье представлены результаты компьютерного моделирования в специально разработанном для этой цели эмуляторе. Кроме того, приведён результат натурных испытаний на мобильном роботе. Эксперименты показали принципиальную применимость предложенного подхода.

Среди основных недостатков на данном этапе разработки в работе отмечены возможность ситуаций, приводящих к заикливанию набора действий, совершаемых мобильным роботом, а также необходимость ручного согласования основных параметров сцены и мобильного робота (метрические характеристики заданных размеров зон сцены, угловая и линейная скорость мобильного робота и т.п.). В работе предложены пути решения выявленных проблем.

По мнению авторов, полученные результаты показывают потенциальную эффективность предложенного нейроморфного механизма управления заданием для мобильных роботов. Намечены пути продолжения этих исследований, направленные на устранение указанных в работе недостатков, а также дальнейшее усложнение моделей поведения, как на компьютерной модели, так и на реальных мобильных роботах.

*Результаты получены в рамках выполнения государственного задания Минобрнауки России №075-00553-25-00 от 25.12.2024 «Исследование методов организации навигации роботов в сложных недетерминированных средах на базе теории когнитивного представления пространства» (FNRG-2025-0007 1024050200005-9-1.2.1;2.2.2).*

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Brooks R.* A robust layered control system for a mobile robot // *IEEE Journal on Robotics and Automation.* – 1986. – Vol. 2, No. 1. – P. 14-23.
2. *Arkin R.C.* Motor Schema – Based Mobile Robot Navigation // *The International Journal of Robotics Research.* – 1989. – Vol. 8, No. 4. – P. 92-112.
3. *Brooks R.A.* Intelligence without Reasoning // *Proc. of Intern. Joint Conf. on Artificial Intelligence (IJCAI'91).* – 1991. – Vol. 1. – P. 569-595.
4. *De Silva L.N.C., Ekanayake H.* Behavior-based robotics and the reactive paradigm a survey // *2008 11th International Conference on Computer and Information Technology.* – 2008. – P. 36-43.
5. *Egerstedt M.* Behavior Based Robotics Using Hybrid Automata // *International Workshop on Hybrid Systems: Computation and Control.* – 2000. – P. 103-116.
6. *Chen H.L. et al.* Behavior adaptation for mobile robots via semantic map compositions of constraint-based controllers // *Frontiers in Robotics and AI.* – 2023. – Vol. 10. – P. 917637.
7. *Chetty R.M.K., Singaperumal M., Nagarajan T.* Modeling and control of behavior based mobile robots – a design perspective // *Fifth International Conference on Precision, Meso, Micro and Nano Engineering.* – 2007. – P. 57-62.
8. *Saffiotti A.* Fuzzy Logic in Autonomous Robotics: behavior coordination // *Procs. of the 6th IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems.* – 1997. – P. 573-578.
9. *Fatmi A. et al.* A fuzzy logic based navigation of a mobile robot // *International Journal of Mechanical and Materials Engineering.* – 2008. – Vol. 2, No. 10. – P. 3569-3574.
10. *Van Nguyen T.T., Phung M.D., Tran Q.V.* Behavior-based navigation of mobile robot in unknown environments using fuzzy logic and multi-objective optimization // *arXiv preprint arXiv:1703.03161.* – 2017.
11. *Selekwa M.F. et al.* Robot navigation in very cluttered environments by preference-based fuzzy behaviors // *Robotics and Autonomous Systems.* – 2008. – Vol. 56, No. 3. – P. 231-246.
12. *Lauri M., Hsu D., Pajarinen J.* Partially observable markov decision processes in robotics: A survey // *IEEE Transactions on Robotics.* – 2022. – Vol. 39, No. 1. – P. 21-40.
13. *Alrooba R. et al.* Markov decision process with deep reinforcement learning for robotics data offloading in cloud network // *Journal of Electronic Imaging.* – 2022. – Vol. 31, No. 6. – P. 061809-061809.
14. *Saatchi R.* Fuzzy Logic Concepts, Developments and Implementation // *Information.* – 2024. – Vol. 15, No. 10.
15. *Иванова В.В., Демчева А.А., Корсаков А.М.* Нейроморфный механизм управления заданием по результатам анализа ситуации // *Экстремальная робототехника.* – 2024. – Т. 35, № 1. – С. 308-3015.
16. *Benjamin B.V. et al.* Neurogrid: A Mixed-analog-digital multichip system for large-scale neural simulations // *Proc. IEEE.* – 2014. – Vol. 102, No. 5. – P. 699-716.
17. *Merolla P.A. et al.* A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface // *Science.* – 2014. – Vol. 345, No. 6197. – P. 668-673.
18. *Painkras E. et al.* SpiNNaker: A 1-W 18-core system-on-chip for massively-parallel neural network simulation // *IEEE J. Solid-State Circuits.* – 2013. – Vol. 48, No. 8. – P. 1943-1953.
19. *Park J. et al.* Hierarchical address-event routing architecture for reconfigurable large scale neuromorphic systems // *Proc. Int. Symp. Circuits Syst.* – 2012. – P. 707-711.
20. *Корсаков А.М., Астапова Л.А., Бахшиев А.В.* Применение сегментной спайковой модели нейрона со структурной адаптацией для решения задач классификации // *Информатика и автоматизация.* – 2022. – Т. 21, № 3. – С. 493-520.
21. *Корсаков А.М., Бахшиев А.В., Астапова Л.А., Станкевич Л.А.* Реализация поведенческих функций на спайковых нейронных сетях // *Информатика и автоматизация.* – 2021. – Т. 20, № 3. – С. 590-621.
22. *Демчева А.А., Корсаков А.М., Фомин И.С. и др.* Предупреждение возникновения критических ситуаций в сложных технических системах с использованием нейроморфного подхода // *Робототехника и техническая кибернетика.* – 2023. – Т. 11, № 4. – С. 281-291.

REFERENCES

1. *Brooks R.* A robust layered control system for a mobile robot, *IEEE Journal on Robotics and Automation*, 1986, Vol. 2, No. 1, pp. 14-23.
2. *Arkin R.C.* Motor Schema – Based Mobile Robot Navigation, *The International Journal of Robotics Research*, 1989, Vol. 8, No. 4, pp. 92-112.
3. *Brooks R.A.* Intelligence without Reasoning, *Proc. of Intern. Joint Conf. on Artificial Intelligence (IJCAI'91)*, 1991, Vol. 1, pp. 569-595.
4. *De Silva L.N.C., Ekanayake H.* Behavior-based robotics and the reactive paradigm a survey, *2008 11th International Conference on Computer and Information Technology*, 2008, pp. 36-43.
5. *Egerstedt M.* Behavior Based Robotics Using Hybrid Automata, *International Workshop on Hybrid Systems: Computation and Control*, 2000, pp. 103-116.
6. *Chen H.L. et al.* Behavior adaptation for mobile robots via semantic map compositions of constraint-based controllers, *Frontiers in Robotics and AI*, 2023, Vol. 10, pp. 917637.

7. Chetty R.M.K., Singaperumal M., Nagarajan T. Modeling and control of behavior based mobile robots – a design perspective, *Fifth International Conference on Precision, Meso, Micro and Nano Engineering*, 2007, pp. 57-62.
8. Saffiotti A. Fuzzy Logic in Autonomous Robotics: behavior coordination, *Procs. of the 6th IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, 1997, pp. 573-578.
9. Fatmi A. et al. A fuzzy logic based navigation of a mobile robot, *International Journal of Mechanical and Materials Engineering*, 2008, Vol. 2, No. 10, pp. 3569-3574.
10. Van Nguyen T.T., Phung M.D., Tran Q.V. Behavior-based navigation of mobile robot in unknown environments using fuzzy logic and multi-objective optimization, *arXiv preprint arXiv:1703.03161*, 2017.
11. Selekwa M.F. et al. Robot navigation in very cluttered environments by preference-based fuzzy behaviors, *Robotics and Autonomous Systems*, 2008, Vol. 56, No. 3, pp. 231-246.
12. Lauri M., Hsu D., Pajarinen J. Partially observable markov decision processes in robotics: A survey, *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, Vol. 39, No. 1, pp. 21-40.
13. Alroobaea R. et al. Markov decision process with deep reinforcement learning for robotics data offloading in cloud network, *Journal of Electronic Imaging*, 2022, Vol. 31, No. 6, pp. 061809-061809.
14. Saatchi R. Fuzzy Logic Concepts, Developments and Implementation, *Information*, 2024, Vol. 15, No. 10.
15. Ivanova V.V., Demcheva A.A., Korsakov A.M. Neyromorfnyy mekhanizm upravleniya zadaniem po rezul'tatam analiza situatsii [Neuromorphic task management mechanism based on the results of the situation analysis], *Ekstremal'naya robototekhnika* [Extreme Robotics], 2024, Vol. 35, No. 1, pp. 308-3015.
16. Benjamin B.V. et al. Neurogrid: A Mixed-analog-digital multichip system for large-scale neural simulations, *Proc. IEEE*, 2014, Vol. 102, No. 5, pp. 699-716.
17. Merolla P.A. et al. A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface, *Science*, 2014, Vol. 345, No. 6197, pp. 668-673.
18. Painkras E. et al. SpiNNaker: A 1-W 18-core system-on-chip for massively-parallel neural network simulation, *IEEE J. Solid-State Circuits*, 2013, Vol. 48, No. 8, pp. 1943-1953.
19. Park J. et al. Hierarchical address-event routing architecture for reconfigurable large scale neuromorphic systems, *Proc. Int. Symp. Circuits Syst.*, 2012, pp. 707-711.
20. Korsakov A.M., Astapova L.A., Bakhshiev A.V. Primenenie segmentnoy spaykovoy modeli neyrona so strukturnoy adaptatsiyey dlya resheniya zadach klassifikatsii [Application of a compartmental spiking neuron model with structural adaptation for solving classification problems], *Informatika i avtomatizatsiya* [Informatics and Automation], 2022, Vol. 21, No. 3, pp. 493-520.
21. Korsakov A.M., Bakhshiev A.V., Astapova L.A., Stankevich L.A. Realizatsiya povedencheskikh funktsiy na spaykovykh neyronnykh setyakh [Behavioral functions implementation on spiking neural networks], *Informatika i avtomatizatsiya* [Informatics and Automation], 2021, Vol. 20, No. 3, pp. 590-621.
22. Demcheva A.A., Korsakov A.M., Fomin I.S. i dr. Preduprezhdenie vozniknoveniya kriticheskikh situatsiy v slozhnykh tekhnicheskikh sistemakh s ispol'zovaniem neyromorfnoy podkhoda [Prevention of emergency situations in complex technical systems using a neuromorphic approach], *Robototekhnika i tekhnicheskaya kibernetika* [Robotics and Technical Cybernetics], 2023, Vol. 11, No. 4, pp. 281-291.

**Корсаков Антон Михайлович** – Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики; e-mail: a.korsakov@rtc.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: +78125523351; с.н.с.

**Иванова Виктория Владимировна** – Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики; e-mail: v.ivanova@rtc.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: +78125523351; инженер.

**Демчева Александра Андреевна** – Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики; e-mail: a.demcheva@rtc.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: +78125523351; м.н.с.

**Матвеев Виктор Дмитриевич** – Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики; e-mail: v.matveev@rtc.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: +78125523351; инженер.

**Смирнова Екатерина Юрьевна** – Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики; e-mail: eus@rtc.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: +78125523351; зам. руководителя научно-исследовательского центра.

**Korsakov Anton Mikhailovich** – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: a.korsakov@rtc.ru; Saint-Petersburg, Russia; phone: +78125523351; senior researcher.

**Ivanova Victoria Vladimirovna** – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: v.ivanova@rtc.ru; Saint-Petersburg, Russia; phone: +78125523351; engineer.

**Demcheva Alexandra Andreevna** – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: a.demcheva@rtc.ru; Saint-Petersburg, Russia; phone: +78125523351; junior researcher.

**Matveev Victor Dmitrievich** – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: v.matveev@rtc.ru; Saint-Petersburg, Russia; phone: +78125523351; engineer.

**Smirnova Ekaterina Yurievna** – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: eus@rtc.ru; Saint-Petersburg, Russia; phone: +78125523351; deputy head of scientific & research center.

УДК 681.5

DOI 10.18522/2311-3103-2025-2-61-68

**А.А. Кочкаров, А.К. Куликов, В.А. Ольхова, А.Н. Рыбак, А.С. Стахмич**

### **ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА РАННЕГО ОПОВЕЩЕНИЯ И МОНИТОРИНГА РАСТЕНИЙ**

*Настоящее исследование направлено на систематизацию научных знаний о заболеваниях сельскохозяйственных культур с последующей интеграцией полученных данных в системы автоматизированного управления агропроизводством. Актуальность работы обусловлена необходимостью минимизации экономических потерь в растениеводстве за счёт ранней диагностики патологий и оптимизации фитосанитарного контроля. В рамках исследования проведена классификация заболеваний растений. В качестве модельного объекта выбрано растение базилик (*Ocimum basilicum* L.), характеризующееся высокой восприимчивостью к фитопатогенам в условиях интенсивного выращивания. Для создания инструмента автоматизированной диагностики осуществлён сбор специализированного датасета, включающего 214 изображений базилика на различных стадиях вегетации. Съёмка проводилась в контролируемых условиях с использованием RGB-камеры. Каждый образец аннотирован с локализацией повреждения, площади поражения. Особое внимание уделено методологическим аспектам формирования банков данных для биологических систем. Установлено, что ключевыми проблемами являются высокая вариабельность морфологических признаков у растений, влияние факторов окружающей среды на визуальное проявление заболеваний. На основе анализа полученных данных предложена архитектура системы раннего оповещения, включающая три модуля: Сенсорный блок – малогабаритные камеры и датчики микроклимата. Алгоритмический блок – нейросетевая модель для семантической сегментации изображений и алгоритмы оценки динамики развития патологий. Интерфейс принятия решений и оповещения – рекомендации по корректировке режимов полива, внесения пестицидов и микроэлементов. Обучение свёрточной нейронной сети выполнено на основе фреймворка YOLOv11 с применением методов аугментации данных (гауссовский шум, аффинные преобразования) и трансферного обучения. Валидация модели на тестовой выборке показала точность детекции 74.7% (F1-score = 0.72). Для снижения ложноположительных срабатываний реализована постобработка предсказаний с учётом пространственно-временной корреляции данных. Разработанный прототип демонстрирует потенциал интеграции компьютерного зрения и агрономии для создания предиктивных систем управления. Дальнейшие исследования планируется направить на расширение датасета и увеличение измеряемых параметров, а также внедрение алгоритмов обработки данных на edge-устройствах для уменьшения задержек в принятии решений. Полученные результаты могут быть адаптированы для других культур закрытого грунта, что способствует развитию точного земледелия и снижению антропогенной нагрузки на агроэкосистемы.*

*Система управления; автономные агропроизводства; раннее оповещение; компьютерное зрение; классификация; идентификация.*

**A.A. Kochkarov, A.K. Kulikov, V.A. Olhova, A.N. Ribak, A.S. Stacmich**

### **AN INTELLIGENT PLANT MONITORING AND EARLY WARNING SYSTEM BASED**

*The present study is aimed at systematizing scientific knowledge about diseases of agricultural crops with the subsequent integration of the data obtained into automated agricultural production management systems. The relevance of the work is due to the need to minimize economic losses in crop production through early diagnosis of pathologies and optimization of phytosanitary control. As part of the*