

21. Матюк В.Ф., Осипов А.А. Математические модели кривой намагничивания и петель магнитного гистерезиса. Ч. 1. Анализ моделей // Неразрушающий контроль и диагностика. – 2011. – № 2. – С. 3-35.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор А.М. Белевцев.

**Тютиков Владимир Валентинович** – ИГЭУ; e-mail: tvv@ispu.ru; 153003, г. Иваново, ул. Рабфаковская, 34; тел.: 84832385775; проректор по ИР; д.т.н.; профессор.

**Воронин Артем Игоревич** – e-mail: met@upm.ispu.ru; кафедра электроники и микропроцессорных систем; инженер.

**Tyutikov Vladimir Valentinovich** – Ivanovo State Power University; e-mail: tvv@ispu.ru; 34, Rabfakovskaya street, Ivanovo, 153003, Russia; phone: +74832385775; vice-rector on scientific work; dr. of eng. sc.

**Voronin Artem Igorevich** – e-mail: met@upm.ispu.ru; the department of electronics and microprocessor systems; engineer.

УДК 004.896:004.853:519.876.5

**Р.В. Сапрыкин**

#### **АЛГОРИТМЫ ИНФОРМАЦИОННОГО ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МОБИЛЬНЫХ РОБОТОВ ПРИ КАРТОГРАФИРОВАНИИ ВНЕШНЕЙ СРЕДЫ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ\***

*Актуальность научно-исследовательских работ подобной тематики определяется ростом востребованности в интеллектуальных мобильных роботах (ИМР), способных самостоятельно решать широкий круг задач, важной частью которых является планирование своих перемещений в неизвестной или частично неизвестной внешней среде. Основные области применения таких ИМР связаны с ограждением человека от «не дружелюбной» среды: космические и подводные исследования, мониторинг техногенных и природных ЧС и т.д. Применение бионического подхода для построения систем планирования таких ИМР, позволяет обеспечить достаточную надежность и эффективность при незначительной сложности реализации. Научно-техническая новизна заключается в повышении эффективности и расширении возможностей бионического метода построения нейросетевых планировщиков перемещений за счет использования алгоритмов информационного обмена группы ИМР картографической информацией и данными о свойствах проходимости отдельных участков среды. Рассмотрены различные алгоритмы, а также их комбинации, обеспечивающие расширение возможностей и устранение ограничений, накладываемых конечностью зоны восприятия сенсорной подсистемы ИМР, а также повышение адекватности построения модели внешней среды за счет дополнительной информации о положении и свойствах отдельных участков-препятствий внешней среды функционирования ИМР. При этом показаны структурные схемы и особенности программной реализации различных вариантов информационного взаимодействия ИМР в группе. Также проведено компьютерное моделирование предложенных алгоритмов на базе специально разработанных инструментальных средств, позволяющих оперативно изменять начальные условия проведения экспериментов, отслеживать и настраивать различные параметры исследуемых алгоритмов. При этом средства моделирования предоставляют удобный пользовательский интерфейс и наглядное трехмерное отображение процесса моделирования.*

*Интеллектуальный мобильный робот; картографирование; бионическая система планирования; самообучение; информационное взаимодействие.*

---

\* Работа финансово поддержана РФФИ в рамках гранта № 14-19-01533.

R. V. Saprykin

## INFORMATION COMMUNICATION ALGORITHMS OF INTELLECTUAL MOBILE ROBOTS FOR WORKING ENVIRONMENT MAPPING

*Scientific research works in this area are very relevant due to growth of demand for intellectual mobile robots (IMRs) that can independently solve a wide area of tasks and mainly plan their movement in an unknown or partially unknown external environment. Primary application areas of such IMRs are related to working in unfriendly for human environments such as space and underwater exploration, monitoring of technological and natural disasters, etc. Bionic approach for building planning system for IMRs provides sufficient reliability and efficiency and simplifies implementation. From scientific and technical innovation point of view this work improves efficiency and extends abilities of the bionic method using neural network movement planners and algorithms to exchange mapping information and passability data for different environment areas between a group of IMRs. We analyzed different algorithms and their combinations that extend available abilities, eliminate restrictions posed by a restricted perception zone of IMRs, and improve the quality of external environment models using additional information about position and properties of certain areas/barriers in IMR working environment. We provide structural diagrams and describe software implementation of different types of information communication between IMRs. We also modelled these algorithms based on specially designed tools that can quickly change initial experiment conditions, monitor and configure different settings of used algorithms. Modelling tools provide an easy user interface and 3D-image of the modelling process.*

*Intellectual mobile robot; mapping; bionic planning system; self-learning; communication.*

**Введение.** Основной тенденцией развития мобильной робототехники является всесторонняя интеллектуализация. Для эффективного решения поставленных перед мобильными роботами задач простого телеуправления уже недостаточно. Интеллектуальные мобильные роботы (ИМР) способны с большой долей самостоятельности планировать свое поведение, адаптируясь к динамически меняющейся внешней среде. В области построения систем управления и планирования перемещений ИМР достигнуты существенные результаты при использовании различных подходов [1–11]. Бионический подход является одним из перспективных для построения систем планирования перемещений ИМР в априори не формализованной внешней среде [12–14]. Применение нейросетевого базиса формально-логического типа позволяет строить надежные, отказоустойчивые и при этом достаточно простые системы планирования перемещений ИМР. Однако и подобные системы имеют свои ограничения. Огромное влияние на качество функционирования подобных систем планирования оказывают применяемые сенсорные подсистемы (или совокупность различных типов сенсоров), определяющие адекватность построения модели внешней среды самой среде [15]. Еще одним недостатком подобного рода систем является потеря эффективности генерации элементов траектории перемещения ИМР при отсутствии целевого объекта в зоне восприятия его сенсорной подсистемы.

Описанные выше проблемы возможно решить за счет эффективного взаимодействия группы ИМР с целью обмена дополнительной информацией о положении и свойствах отдельных участков-препятствий в среде функционирования. Это позволит повысить продуктивность разнородных многокомпонентных робототехнических систем (под разнородностью понимается: различные габариты ИМР, скорости перемещений, дальность видимости и угол обзора сенсорных подсистем).

**Алгоритмический базис нейросетевых систем планирования перемещений интеллектуальных мобильных роботов (ИМР), решающих задачи картографии.** Нейросетевой бионический метод адаптивного планирования, описанный в [12, 14] в ходе множественных экспериментов [16–24] доказал свою эффективность при реализации систем планирования перемещений ИМР в априори неопре-

деленной внешней среде со стационарными и подвижными препятствиями. Однако он наиболее эффективен, когда целевой объект находится в зоне восприятия сенсорной подсистемы мобильного робота [18, 19, 22].

В большинстве задач применения ИМР целевой объект находится вне зоны восприятия сенсорной подсистемы, либо вообще не формализован. При использовании нейросетевого бионического метода адаптивного планирования в подобных задачах, необходимо предварительно формализовать и вычислить направление на текущий целевой объект, а также поместить мнимую цель в дополнительный слой нейронной сети [16].

Вычисление направления на целевой объект, расположенный вне зоны восприятия сенсорной подсистемы, невозможно без знания положения целевого объекта в пространстве (относительные координаты, глобальные координаты и т.д.). Для этого необходимо иметь карту среды, отмеченный на ней целевой объект и иметь способ позиционирования мобильного робота на этой карте.

**Алгоритм использования картографической информации при планировании движения.** Рассмотрим задачу применения нейросетевой системы планирования движения бионического типа. На рис. 1,а представлен некоторый полигон, на котором расположен мобильный робот Р, целевой объект Ц и препятствия П. Сенсорная подсистема (СП) робота имеет такой радиус видимости, при котором целевой объект попадает в зону ее восприятия. При данной постановке задачи описанная в [12] нейросетевая система планирования бионического типа успешно решает задачу перемещения мобильного робота к целевому объекту в среде с препятствиями.

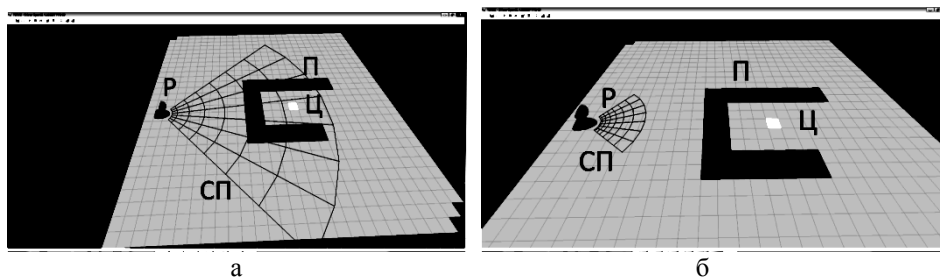


Рис. 1. Использование нейросетевой системы планирования движения бионического типа (а) с сенсорной подсистемой ограниченной видимости (б)

Однако у описанного выше подхода возникают трудности реализации если область видимости сенсорной подсистемы недостаточна для восприятия положения целевого объекта (см. рис. 1,б).

Если положение цели известно (например, координаты) и есть возможность определять направление на целевой объект в конкретный момент времени, то одним из вариантов решения описанной выше проблемы является расширение нейросетевой системы планирования дополнительным слоем нейронов, в который и будет помещаться мнимый целевой объект, отражающий направление на реальный целевой объект.

Реализация такого варианта решения задачи показана на рис. 2,а. Для достижения целевого объекта из начальной точки робот генерирует и реализует траекторию Т1.

Таким образом, в начале пути у робота нет препятствий по ходу движения воспринимаемых сенсорной подсистемой, а направление на цель «прямо». Только после того как робот зафиксирует препятствие своей сенсорной подсистемой, он

начнет его обходить справа для достижения целевого объекта. Как видно из рис. 2,а первые два отрезка траектории T1 хоть и решают поставленную задачу, но являются неоптимальными с точки зрения минимизации длины траектории.

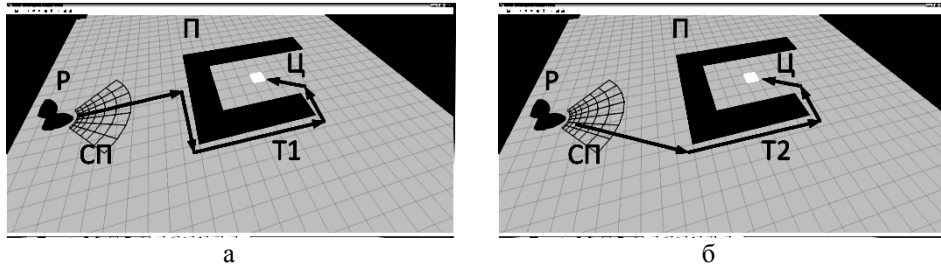


Рис. 2. Траектория движения робота при использовании направления на цель (а) и карты расположения препятствий (б)

Для оптимизации траектории T1 робот должен знать не только направление на целевой объект, но и положение препятствий на полигоне вне действия его сенсорной подсистемы. При этом должна генерироваться и обрабатываться траектория аналогичная T2 (см. рис. 2,б). Т.е. робот первоначально должен был отклониться и начать объезжать препятствие справа, даже пока оно вне поле зрения его сенсорной подсистемы. Таким образом, использование карты среды дает возможность оптимизации траектории T1 до T2, тем самым сократив энергетические расходы робота на перемещение.

Для задачи применения картографической информации мобильным роботом с использованием нейросетевого базиса структура нейронной сети будет иметь вид, представленный на рис. 3. В данной структуре блок принятия решения расположен в центре и связан с ближайшими нейроэлементами по 8-ми точечному шаблону соседства. Положение блока принятия решения соответствует расположению мобильного робота на карте. Так как робот изменяет свое положение на карте, а перестраивать нейронную сеть при этом достаточно сложно, то при движении робота целесообразно изменять не положение блока принятия решения, а сдвигать содержимое карты, так чтобы блок принятия решения всегда находился в центре и соответствовал положению мобильного робота на карте (рис. 3).

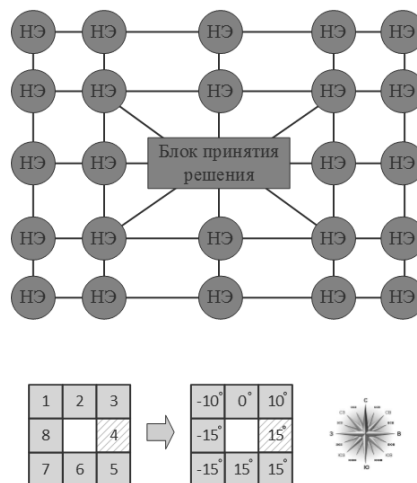


Рис. 3. Структура нейронной сети для использования карты среды

Исходя из вышесказанного, размер нейронной сети должен быть в два раза больше размера карты. Если же карта достаточно большая, то неэффективно загружать ее в нейронную сеть целиком. Для этого можно использовать механизмы масштабирования карты. При вращении мобильного робота в пространстве предложенный подход исключает необходимость выполнения поворота карты, так как это приводит к искажениям информации на ней.

При описанной выше реализации структуры нейронной сети вместо поворота карты используется циклический сдвиг массива вариантов углов поворотов, сопоставляемого с индексами элементов блока принятия решения.

Процесс функционирования мобильного робота на каждом шаге при использовании картографической информации состоит из следующих шагов:

- 1) подготовка карты для загрузки в глобальную нейронную сеть;
- 2) загрузка данных в глобальную нейронную сеть;
- 3) прогон волны возбуждения по глобальной нейронной сети;
- 4) получение направления на целевой объект с учетом карты среды;
- 5) установка мнимого целевого объекта в локальной нейронной сети по рассчитанному на предыдущем шаге направлению на реальный целевой объект;
- 6) восприятие информации сенсорной подсистемой мобильного робота;
- 7) загрузка модели внешней среды в локальную нейронную сеть;
- 8) расчет угла поворота на текущем шаге;
- 9) шаг в среде.

На первом шаге алгоритма карта среды подготавливается для загрузки в нейронную сеть, т.е. осуществляется сдвиг карты таким образом, чтобы положение робота совпадало с центром глобальной нейронной сети. Далее происходит загрузка подготовленной данных в глобальную нейронную сеть. Начинается прогон волны возбуждения от нейроэлемента, выполняющего функцию целевого объекта. Первая пришедшая волна возбуждения фиксируется блоком принятия решения.

На основании положения мобильного робота в пространстве (от  $0^\circ$  до  $360^\circ$ ) происходит циклический сдвиг массива углов отклонения. Используя индекс входа, зафиксировавшего приход первой волны возбуждения и соответствующего значения из массива углов отклонений, вычисляется направление на целевой объект на текущем шаге.

**Алгоритм совместного построения и использования карты среды при планировании движения нескольких ИМР.** Рассмотрим другой вариант применения картографической информации о среде. Допустим, на виртуальном полигоне расположен мобильный робот, сенсорная подсистема которого имеет небольшую область видимости. При этом целевой объект расположен вне зоны восприятия сенсорной подсистемы (рис. 4,а). На этом же полигоне расположен второй ИМР. Его сенсорная подсистема имеет гораздо большую область видимости.

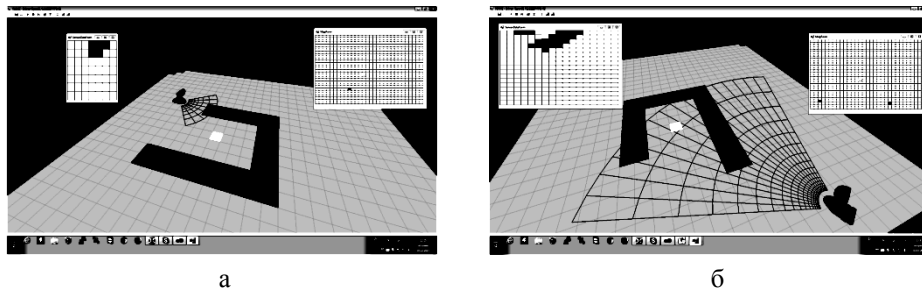


Рис. 4. Робот с небольшой (а) и обширной (б) зоной восприятия сенсорной подсистемы

При этом целевой объект и окружающие его препятствия попадают в область видимости его сенсорной подсистемы (см. рис. 4,б).

Основной идеей предлагаемого алгоритма является возможность использования сенсорной информации одного робота в качестве картографической информации для другого робота. Воспринятая сенсорной подсистемой одного робота информация преобразуется и заполняет некоторую общую карту. Информация с этой карты используется вторым роботом для оптимизации его траектории вследствие ограниченного радиуса действия его сенсорной подсистемы. При этом на карту проецируется только текущие данные с сенсорной подсистемы первого робота.

Если предположить, что препятствия на полигоне являются стационарными и на карту возможно проецировать не только текущие данные с сенсорной подсистемы первого робота, но и сохранять предыдущие, то при движении первого робота карта будет со временем наполняться. Если также предположить, что несколько роботов могут одновременно наполнять карту среды и совместно ее использовать, то структурная схема преобразуется к виду, показанному на рис. 5.

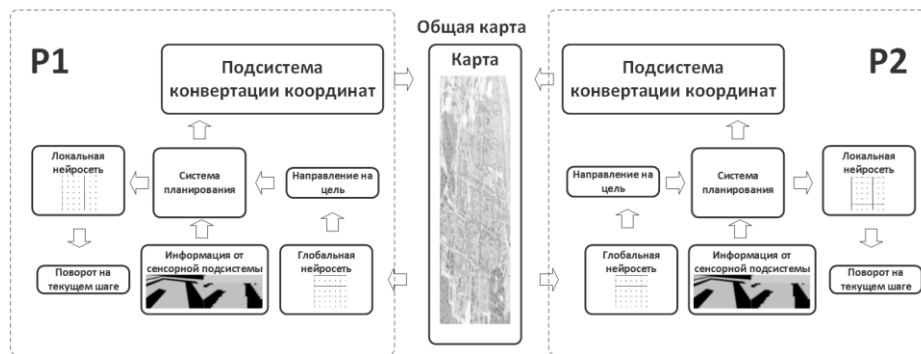


Рис. 5. Структурная схема взаимодействия двух роботов по совместному использованию карты

**Алгоритм автономной навигации ИМР с элементами самообучения.** Основными преимуществами бионических систем является их относительная простота, высокая надежность и способность приспосабливаться (дообучаться) в процессе функционирования. Именно процесс дообучения позволяет ИМР оптимизировать свое поведение в процессе функционирования в неформализованной или частично формализованной внешней среде.

Предположим у ИМР есть некоторые начальные “знания” о внешнем мире и о себе. ИМР способен воспринимать информацию о внешней среде, например, картинку с видеокамеры. Также ИМР имеет некоторую начальную информацию о проходимости отдельных участков среды, например, черное – непроходимый участок-препятствие, а серое – проходимый участок. Допустим, что в основе системы планирования перемещений ИМР лежит упомянутый ранее нейросетевой метод [12, 14] и ИМР может уверенно решать задачи локальной навигации в описанной среде [15, 18]. Однако при разработке ИМР порой не всегда существует возможность обучить ИМР на все возможные виды непроходимых и частично проходимых участков, причем свойство проходимости участков может измениться под действием внешних факторов. К примеру, сухая почва и влажная почва имеет разные степени проходимости для ИМР. Частично проходимым считается участок, при движении по которому на ИМР действует некоторое противодействие, например, проскальзывание колес, увязание и т.д. Примерами таких частично проходимых препятствий являются: трава, влажная почва, песок и т.п. Если дооснастить ИМР

подсистемой, способной вычислять противодействие движению робота при пересечении им некоторого участка среды, то, имея изображение с камеры текущего участка, можно, используя описанный ниже алгоритм, оптимизировать процесс перемещения ИМР в среде со стационарными препятствиями различной проходимости.

Для упрощения реализации алгоритма необходимо ввести некоторые допущения:

- ◆ время синхронизации карты не учитывается;
- ◆ точность карты абсолютна;
- ◆ ИМР может получать свое относительно точное местоположение;
- ◆ ИМР оснащен камерой в качестве основной сенсорной подсистемы, способной выделять характеристики участков среды в виде ограниченного набора цветов (серый цвет – свободный участок; черный – непроходимое препятствие, коэффициент замедления -1; коричневый – непроходимое препятствие (пример глина, грязь), коэффициент замедления -1; желтый – частично проходимое препятствие (например, песок), коэффициент замедления 3; зеленый – частично проходимое препятствие (например, трава), коэффициент замедления 2;
- ◆ ИМР оснащен датчиком, способным опознавать замедление движения при пересечении некоторого участка среды (постоянное поданное усилие на двигателях и скорость передвижения).

Внешняя среда разделена на участки, соизмеримые с габаритами ИМР. Кроме того, введем некоторые обозначения:

- ◆  $\{T\}$  – множество координат контрольных точек траектории желательного движения ИМР;
- ◆  $T_c$  – текущая целевая точка траектории;
- ◆  $\{Br\}$  – множество содержит информацию обо всех известных ИМР типах частично проходимых и не проходимых препятствий;
- ◆  $R$  – радиус видимости сенсорной подсистемы;
- ◆  $\{B\}$  множество содержит информацию обо всех существующих типах частично проходимых и не проходимых препятствий в среде
- ◆ Координаты контрольных точек и координаты ИМР заданы в глобальной системе координат ( $R_p$ ), а положение ИМР измеряется по электронному компасу ( $R_d$ );
- ◆  $N$  – нейронная сеть размером  $X \times Y$ ;
- ◆ Массив препятствий  $O[x][y]$ ;
- ◆  $f$  – угол отклонения на данном шаге.

Учитывая введенные обозначения, искомый алгоритм принимает следующий вид:

- 1)  $N = \text{NeuroNetworkInit}(X, Y)$ ;
- 2)  $\{T\} = \text{CreateTrajectory}()$ ;
- 3)  $\{Br\} \leftarrow \{\text{Color: Black, Passability: -1}\}$ ;
- 4)  $\{T\} = \text{пустое, то переход п. 1б, иначе следующий шаг}$ ;
- 5)  $T_c = \text{GetNextTarget}(\{T\})$ ;
- 6)  $TCN = \text{GetTargetLocation}(R_p, R_d, T_c, X)$ ;
- 7)  $\text{TargetProjection}(N, TCN)$ ;
- 8)  $C_i = \text{Percept}(C)$ ;
- 9)  $O[x][y] = \text{FormObstacleArray}(C_i, \{B\})$ ;
- 10)  $\text{ObstacleProjection}(N, O[x][y])$ ;
- 11)  $f = \text{Planing}(N)$ ;
- 12)  $\{R_p, R_d\} = \text{Step}(f)$ ;

- 13) Если  $\text{Length}(R_p, T_c) < \epsilon$ , то следующий шаг, иначе переход к п. 6;
- 14) удалить  $T_c$  из множества  $\{T\}$ ;
- 15) переход к п. 4;
- 16) останов.

В пункте 1 данного алгоритма происходит инициализация нейронной сети  $N$  размером  $X \times Y$  при помощи оператора `NeuroNetworkInit`. Во 2-м пункте происходит заполнение множества координат контрольных точек траектории  $\{T\}$  при помощи оператора `CreateTrajectory`. В 3-м пункте заполняется множество  $\{Br\}$  известным непроходимым препятствием черного цвета. Шаги 4 – 16 алгоритма повторяются до тех пор, пока все точки траектории  $\{T\}$  не будут пройдены ИМП. Для расчета проекции положения целевого объекта в нейронной сети необходимо получить следующую контрольную точку траектории  $T_c$  (пункт 5). В пункте 6 происходит расчет положения проекции целевого объекта в нейронной сети с учетом текущего положения ИМП ( $R_p, R_d$ ) и следующей контрольной точки траектории  $T_c$ . В пункте 7 происходит непосредственно запись проекции положения целевого объекта в нейронную сеть  $N$ . Следующим пунктом 8 происходит восприятие информации с сенсорной подсистемы ИМП (камеры  $C$ ) при помощи оператора `Percept`. Полученная информация сохраняется в виде растрового изображения  $C_i$ . В пункте 9 на основе полученного изображения  $C_i$  происходит формирование массива препятствий с учетом информации об известных их типах  $\{Br\}$  при помощи оператора `FormObstacleArray`. В пункте 10 происходит проекция полученного на предыдущем шаге массива препятствий на нейронную сеть  $N$  при помощи оператора `ObstacleProjection`. В 11-ом пункте происходит прогон волны возбуждения в нейронной сети и получение угла текущего отклонения ИМП на данном шаге для безопасного достижения целевого объекта  $T_c$  с учетом обнаруженных препятствий при помощи оператора `Planing`. Оператор `Step` в пункте 12 производит поворот ИМП на полученный угол отклонения и делает шаг перемещения ИМП в среде. Если расстояние от  $R_p$  до  $T_c$  меньше некоторой величины  $\epsilon$ , то действие алгоритма продолжается с пункта 6. В противном случае, считается, что ИМП достиг следующей контрольную точку траектории  $T_c$ , она удаляется из множества  $\{T\}$  и алгоритм продолжается с пункта 4.

Если предположить, что в среде одновременно функционируют несколько ИМП с одинаковыми начальными “знаниями” о ее характеристиках и имеется возможность обмена “знаниями” в некоторые промежутки времени (множествами –  $\{Br\}$ ), то описанный выше алгоритм позволяет быстрее самообучаться каждому конкретному ИМП, а, следовательно, и решать задачу планирования своей траектории более оптимально.

**Экспериментальные исследования описанных алгоритмов.** Экспериментальные исследования предложенных алгоритмов проводилось методом компьютерного моделирования на базе разработанной на кафедре ВТ ТТИ ЮФУ системы виртуального моделирования NAME (Neuralnetwork Agent based Modeling Environment) [19, 25].

На рис. 6 показаны экспериментальные исследования нейросетевой системы планирования перемещений ИМП с использованием картографической информации о среде.

Как видно из рис. 6, благодаря использованию картографической информации, ИМП с первых шагов проведения эксперимента выполняет обход препятствия справа для достижения целевого объекта, даже без попадания препятствия в зону восприятия его сенсорной подсистемы.

На рис. 7 представлен виртуальный полигон, на котором расположены два ИМП. Один из них имеет сенсорную подсистему с большим радиусом восприятия. На полигоне расположен целевой объект, а также некоторое количество препятствий.



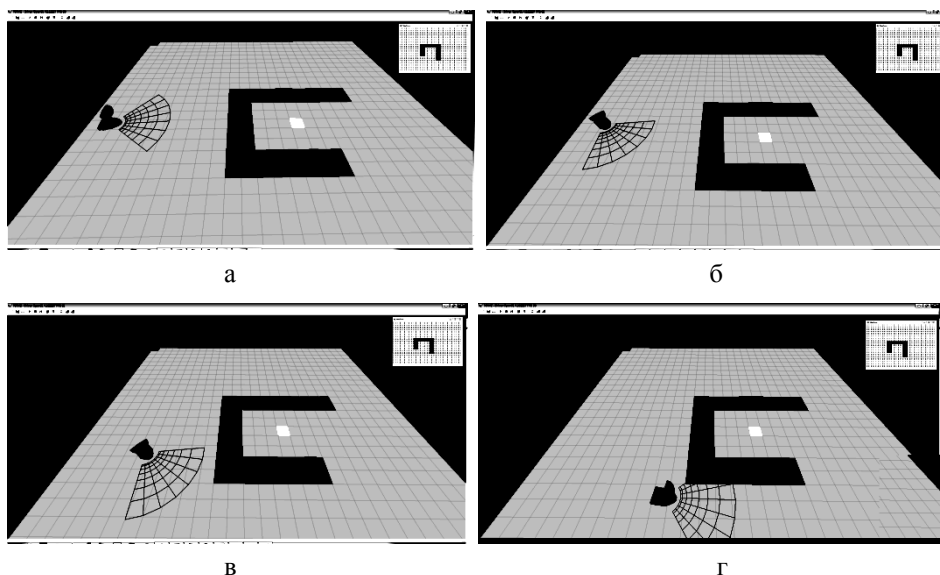


Рис. 6. Экспериментальные исследования нейросетевой системы планирования перемещений с использованием картографической информации о среде

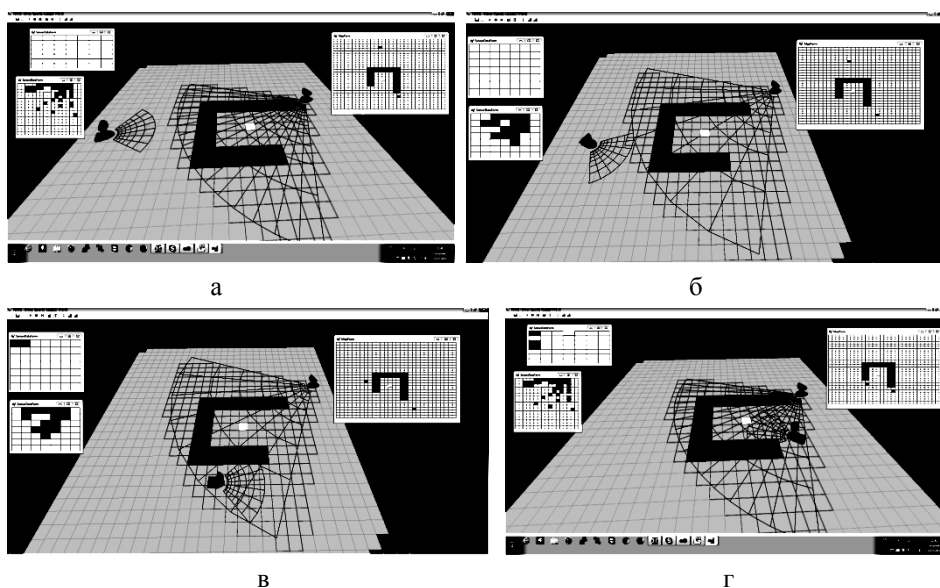


Рис. 7. Пример реализации метода построения карты среды

В эксперименте мобильному роботу с ограниченной областью видимости сенсорной подсистемы необходимо добраться до целевого объекта по оптимальной траектории. Причем первоначально карта среды пуста. Этапы проведения экспериментов по совместному использованию карты среды несколькими роботами показаны на рис. 7,а-г.

На рис. 8 показано экспериментальное исследование алгоритма автономной навигации ИМР с элементами самообучения и информационного обмена. Для упрощения ИМР представляется материальной точкой и расширение препятствий отсутствует.

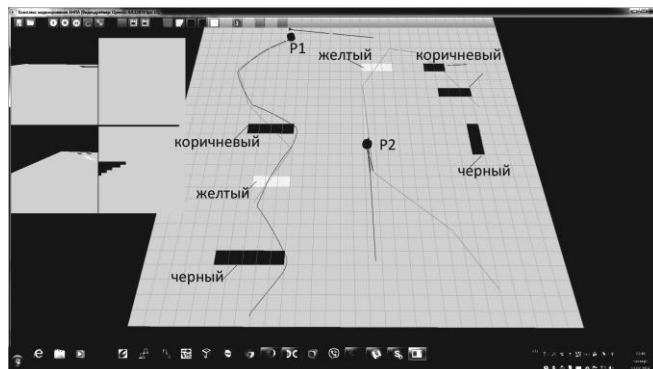


Рис. 8. Экспериментальное исследование алгоритма автономной навигации ИМР с элементами самообучения и информационного обмена

**Выводы.** Результаты экспериментальных исследований предложенных алгоритмов показали, что использование картографической информации позволяет существенно оптимизировать построение траектории перемещения ИМР, тем самым сэкономить энергетические затраты при движении к целевому объекту, находящемуся вне зоны восприятия ИМР.

Предложенный алгоритм совместного использования карты среды позволяет расширять возможности и оптимизировать траектории движения мобильных роботов с ограниченной зоной восприятия сенсорной подсистемы. Кроме того, алгоритм позволяет масштабировать решение задачи на большее количество ИМР, что может обеспечить их оптимальное функционирование.

Обмен информацией о проходимости отдельных исследованных участков среды позволяет в целом коллективу ИМР решать задачу навигации в среде со стационарными препятствиями различной проходимости более эффективно, нежели при одиночном функционировании.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Glassius R., Komoda A., C.C.A.M. Gielen.* Neural network dynamics for path planning and obstacle avoidance // Journal Neural Networks. – 1995. – Vol. 8 (1). – P. 125-133.
2. *Kolski S, Bellino M, Siegwart R.* Autonomous driving in structured and unstructured environments // In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Lausanne, Switzerland and Pittsburgh, USA, 2006.
3. *Khatib O.* Real-Time obstacle avoidance for manipulators and mobile robotics // In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. – 1985. – P. 500-505.
4. *Gat E., Slack M., Miller D. and Firby R.* Path planning and execution monitoring for a planetary rover // In Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'90). – Cincinnati, USA, 1990. – Vol. 1. – P. 20-25.
5. *Пушхонов В.Х.* Позиционно-траекторное управление подвижными объектами: Монография. – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2009. – 183 с.
6. *Pshikhopov V. Kh., Ali A. S.* Hybrid motion control of a mobile robot in dynamic environments // in Proc. Int. Conf. on Mechatronics, ICM 2011. – P. 540-545.
7. *Chen W., Fan C., & Xi, Y.* (2003). On-line safe path planning in unknown environments. In Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (pp. 4191-4196). Taipei, Taiwan: IEEE.
8. *Jarvis Ray.* Distance Transform Based Path Planning for Robot Navigation // in Recent Trends in Mobile Robots, ed. Yuan F. Zheng, (River Edge, New Jersey: World Scientific Publishers, 1993). – P. 3-31.
9. *Levitt, Tod S. and Daryl T. Lawton.* Qualitative Navigation for Mobile Robots // Artificial Intelligence. – 1990. – Vol. 44, № 3. – P. 305-360.

10. *Arkin R.* Behavior-Based Robotics //The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England, 1998.
11. *Coulter R.* Implementation of the Pure Pursuit Path Tracking Algorithm // Robotics Institute, Carnegie Mellon University, January, 1992
12. *Чернухин Ю.В.* Микропроцессорное и нейрокомпьютерное управление адаптивными мобильными роботами: Учебное пособие. – Таганрог: ТРТИ, 1993. – 91 с
13. *Чернухин Ю.В.* Нейропроцессорные сети. – М.: Изд-во ТРТУ, 1999. – 439 с.
14. *Чернухин Ю.В.* Искусственный интеллект и нейрокомпьютеры. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 1997. – 273 с
15. *Чернухин Ю.В., Доленко Ю.С., Бутов П.А.*, Бионические подходы к обработке сенсорной информации в нейросетевых системах управления интеллектуальных мобильных роботов // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2012. – № 5 (130). – С. 194-199.
16. *Чернухин Ю.В., Приемко А.А.* Моделирование поведения интеллектуальных агентов в динамических средах. Учебное пособие. – Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2007. – 233 с.
17. *Chernukhin Yu.V., Priemko A.A.* Method of an environment mapping in neural network control system of adaptive mobile robot // Optical memory and Neural Networks. – 2006. – Vol. 15, № 1. – P. 45-49.
18. *Чернухин Ю.В., Сапрыкин Р.В., Романчук Е.И., Доленко Ю.С.* Программно-аппаратное моделирование внешней среды функционирования мобильных роботов с нейросетевым управлением на базе робототехнического комплекта HEMISSON // Материалы XV Международной конференции по нейрокибернетике.
19. *Чернухин Ю.В., Сапрыкин Р.В., Бутов П.А., Доленко Ю.С.* Мобильная робототехническая платформа с перестраиваемой гетерогенной системой управления // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2012. – № 1 (126). – С. 96-103.
20. *Guzik V.Ph., Chernukhin Yu.V., Pyavchenko A.O., Polenov M.Yu., Pereverzev V.A., and Saprykin R.V.* Neural network method of intellectual planning of mobile robotic object movement in the conditions of uncertainty. Advances in Robotics, Mechatronics and Circuits. Proceedings of the 2014 International Conference on Mechatronics and Robotics, Structural Analysis (MEROSTA 2014), Santorini Island, Greece, 2014. – P. 194-200.
21. *Пишихов В.Х., Чернухин Ю.В., Федотов А.А., Гузик В.Ф., Медведев М.Ю., Гуренко Б.В., Пьявченко А.О., Сапрыкин Р.В., Переверзев В.А., Приемко А.А.* Разработка интеллектуальной системы управления автономного подводного аппарата // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2014. – № 3 (152). – С. 87-101.
22. *Чернухин Ю.В., Ю.С. Доленко, П.А. Бутов.* Нейросетевой подход к решению задачи локальной навигации интеллектуальными мобильными роботами в условиях, приближенных к реальной среде // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2013. – № 5 (143). – С. 80-84.
23. *Чернухин Ю.В., Пишихов В.Х., Писаренко С.Н., Трубочев О.Н.* Иерархическое нейросетевое управление мобильными роботами в программной среде // Труды 1-й Международной конференции по мехатронике и робототехнике МиР – 2000. – Т. 2. – СПб., 2000. – С. 375-379.
24. *Чернухин Ю.В., Пишихов В.Х., Писаренко С.Н., Трубочев О.Н.* Моделирование нейросетевых систем управления интеллектуальных мобильных роботов // Сб. тр. Международной конференции «Идентификация систем и задачи управления – SICPRO – 2000», ИПУ РАН им. В.А. Трапезникова. – М., 2000.
25. *Чернухин Ю.В., Сапрыкин Р.В.* Система виртуального моделирования поведения интеллектуальных агентов при исследовании ими естественной среды функционирования // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2008. – № 11 (88). – С. 19-24.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор А.М. Белевцев.

**Сапрыкин Роман Владимирович** – Южный федеральный университет; e-mail: rsaprykin@gmail.com; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 88634371656; кафедра вычислительной техники; ведущий инженер.

**Saprykin Roman Vladimirovich** – Southern Federal University; e-mail: rsaprykin@gmail.com; 44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371656; the department of computer engineering; engineer.