

УДК 004.89:004.4; 681.513.7

Г.А. Прокопович

МОДЕЛИРОВАНИЕ АДАПТИВНОГО ПОВЕДЕНИЯ НА ПРИМЕРЕ ДВИЖЕНИЯ АВТОНОМНОГО МОБИЛЬНОГО РОБОТА ПО ПЛОСКОСТИ С ПРЕПЯТСТВИЯМИ

Предлагается адаптивный нейроконтроллер для управления автономным мобильным роботом, который предназначен не только для генерации управляющих сигналов (согласно заранее заданному алгоритму движения), но и для выработки в процессе функционирования робота индивидуальных реакций на некоторые внешние стимулы, что позволит ему адаптироваться к изменениям внешней среды. Для отладки и тестирования предложенного нейроконтроллера используется разработанная программа имитационного моделирования, способная воспроизвести работу сенсорной и исполнительной систем мобильного робота.

Введение

В современной робототехнике большое значение имеет решение задач интеллектуального анализа и интеграции сенсорных данных, снимаемых с различных датчиков, с последующим построением системы целостного восприятия информации и формированием знаний о внешней среде и значениях внутренней структуры робота [1]. Актуальность решения указанных задач значительно возрастает по мере увеличения времени и уровня автономной работы, а также наделения роботов большей степенью мобильности. Информационные системы автономных мобильных роботов (АМР) должны удовлетворять следующим требованиям:

- обеспечение автоматического движения;
- обеспечение безопасности;
- определение положения мобильного робота в пространстве;
- составление описания рабочей зоны.

Для удовлетворения этих требований АМР оснащаются различными современными сенсорами: одометрическими датчиками, инерциальными системами позиционирования, видекамерами, сонарами и сканирующими дальномерами (лидарами), а также системами спутниковой навигации.

Согласно классификации по максимальному радиусу действия сенсорные системы АМР делятся на системы ближнего и дальнего действия [2]. Сенсорные системы первого типа предназначены для обеспечения безопасной работы АМР, а также для построения плана обхода и преодоления близлежащих препятствий. Сенсорные системы второго типа предназначены для пространственного ориентирования и построения маршрута движения на местности в пределах рабочей зоны АМР.

Несмотря на обилие и широкое разнообразие современных сенсорных датчиков, а также наличие высокопроизводительных цифровых вычислительных устройств, процесс разработки сенсорных систем для решения задач навигации и управления АМР является весьма сложной и не до конца решенной задачей. Это связано, во-первых, с трудностями подбора типов, а также числа и места расположения датчиков. Во-вторых, более сложной задачей является анализ сенсорных данных. Если этапы предварительной обработки (фильтрации и сегментации) уже достаточно хорошо изучены, то процесс распознавания образов, включающий их структурный анализ и интерпретацию, представляет собой нетривиальную задачу [1–3].

Таким образом, разработка систем адаптивного управления сложными техническими объектами, действующими в условиях неопределенности внешних возмущений и среды функционирования, требует привлечения нетрадиционных подходов с использованием новейших методов представления знаний, новых типов обратных связей, современных интеллектуальных, информационных и телекоммуникационных технологий, объединяемых общим названием «искусственный интеллект» [1]. В связи с этим использование АМР требует наличия интеллектуальной системы управления, которая способна самостоятельно принимать решения о дальней-

ших действиях, необходимых для выполнения поставленных оператором задач, и осуществлять полное управление исполнительными системами.

1. Искусственные нейронные сети как элементы интеллектуальных систем управления

Одно из лидирующих направлений в области искусственного интеллекта связано с моделированием искусственных нейронных сетей (ИНС), способных решать широкий круг задач распознавания образов, идентификации, прогнозирования, оптимизации и управления сложными объектами [1–3]. ИНС строятся по принципу организации и функционирования их биологических аналогов.

Преимущества ИНС перед традиционными методами искусственного интеллекта (продукционными системами, таблицами принятия решений, генетическими алгоритмами, нечеткой логикой и т. д.) проявляются при решении таких задач, в которых трудно выделить правила функционирования систем, обладающих большим числом степеней свободы, зато существует возможность обучения на множестве примеров [3, 4].

ИНС также успешно применяются для синтеза систем управления динамическими объектами [3, 5]. Они обладают рядом уникальных свойств, которые делают их мощным инструментом для создания систем управления: способностью к обучению на примерах и обобщению данных, способностью адаптироваться к изменению свойств объекта управления и внешней среды, пригодностью для синтеза нелинейных регуляторов, высокой устойчивостью к повреждениям своих элементов (в силу изначально заложенного в ИНС параллелизма) [1–5].

Таким образом, ИНС удобно применять в тех приложениях, где отсутствует возможность получения экспертных обучающих выборок. В этом случае наблюдается процесс самоорганизации, при котором ИНС без специального вмешательства извне изменяет свою функциональную структуру (рис. 1). Поскольку процесс самоорганизации проявляется в том, что ИНС самостоятельно отбирает из входного потока данных образцы для обучения, выбор модели ИНС должен учитывать специфику поступающей информации, средств измерения и управления.



Рис. 1. Процесс адаптации робота к условиям внешней среды через самоорганизацию структур управляющих ИНС

Тем не менее ИНС имеют и свои ограничения, связанные с отсутствием универсальной архитектуры и единых подходов для использования в системах управления, а также проблемами дообучения новой информации. В настоящее время в разработанных системах управления ИНС используются в виде отдельных блоков и в основном только для реализации функций классификации или интерполяции данных, что значительно сужает их потенциал.

При решении таких специальных задач, как реализация алгоритмов управления АМР, ИНС часто подвергаются критике [1, 3]. Во-первых, это связано с тем, что ИНС не являются системами управления в полном смысле слова, а лишь имитируют систему распознавания. Другими словами, функция входа-выхода ищется от одних переменных, а значения целевой функции системы задаются на других. Во-вторых, большинство классических алгоритмов обучения типа обратного распространения ошибки работают только в супервизорном режиме, т. е. несамообучаемы [2]. И, наконец, в-третьих, подобные ИНС не работают в условиях дообучения,

когда в процессе добавления к обученной сети нового образа уничтожаются или изменяются результаты предшествующего обучения.

Для преодоления перечисленных проблем автором была разработана нейросетевая модель итерационной гетероассоциативной памяти [6]. Указанная модель памяти была получена благодаря модификации архитектуры ИНС типа двунаправленной ассоциативной памяти (ДАП) посредством введения дополнительной обратной связи с временной задержкой и нового способа предварительной обработки входных данных, реализующей алгоритм секционирования исходных векторов. В зависимости от того, какого рода данные будут содержаться в соответствующих информационных блоках, на основе предложенной модели гетероассоциативной памяти имеется возможность разрабатывать различные информационные устройства. При этом для реализации классификаторов или устройств с контекстно-адресуемой памятью информационные блоки должны содержать только сенсорные данные, например графические образы [6]. На основе записи, хранения и извлечения только управляющих данных можно создавать системы управления техническими устройствами по жесткой программе [7], а для реализации программ с ветвящимися алгоритмами информационные блоки должны содержать как сенсорные, так и управляющие данные [8].

2. Реактивный контур нейросетевой интеллектуальной системы управления автономными мобильными роботами

Для приспособления к постоянным условиям функционирования, при которых параметры среды изменяются в незначительных пределах, наиболее экономным средством адаптации как для естественных, так и для искусственных систем управления являются условные и безусловные рефлексы, позволяющие ограничиться весьма простым набором правил [4].

Таким образом, одним из самых простых, но не менее ответственных среди функциональных блоков систем управления АМР является реактивный контур управления, в котором реализуется анализ безусловных и условных рефлексов. Реактивный контур управления должен обладать способностью к обучению и запоминанию на определенное время определенных реакций исполнительской системы АМР при поступлении соответствующих стимулов. Для обеспечения перечисленных функциональных свойств его блок памяти должен выполнять следующие действия: восстанавливать из памяти и классифицировать входные образы на основе уже имеющихся эталонов, а также добавлять новые [9].

В статье [10] автором была предложена оригинальная нейросетевая модель иерархической интеллектуальной системы управления (ИСУ) АМР. ИСУ состоит из условных блоков процессора и памяти, которые сами включают распределенные подблоки, реализованные на основе гетероассоциативных ИНС. Как правило, на борту АМР находятся исполнительная и сенсорная системы, а также сама ИСУ, в контур управления которой входит блок оператора. Как правило, оператор должен взаимодействовать с ИСУ только до начала функционирования АМР (во время ввода целевых указаний и необходимых начальных данных) либо в критических ситуациях. ИСУ получает информацию от внешней и внутренней сред посредством блока рецепторов и воздействует на первую посредством исполнительской системы.

Безусловные и условные рефлексы, задействованные в первом контуре предложенной ИСУ, реализованы в блоке рефлексивного анализа в виде двух различных гетероассоциативных ИНС, которые при поступлении определенного стимула вызывают строго фиксированную реакцию. Благодаря наличию гетероассоциативных ИНС данный контроллер позволяет быстро извлекать из памяти эталонные образы и обрабатывать входную информацию, а также добавлять в память новые.

В настоящей работе предлагается реализация реактивного контура управления указанной ИСУ в виде адаптивного нейроконтроллера. Предложенный нейроконтроллер состоит из двух гетероассоциативных ИНС и предназначен не только для выполнения наперед заданной системы правил, но и для адаптации ИСУ к новым внешним условиям. Первая ИНС реализована в виде блока мотонейронов, в котором хранится алгоритм управления исполнительскими системами робота. Блок мотонейронов предназначен для ассоциации текущих входных параметров $r_{\text{мото}}^{(N_2)}$ с определенным вектором-откликом $u_i^{(M)}$, соответствующим текущей i -й ситуа-

ции и принадлежащим множеству $U_{\text{мото}} = \{\mathbf{u}_1^{(M)}, \mathbf{u}_2^{(M)}, \dots, \mathbf{u}_k^{(M)}\}$ известных выходных управляющих параметров. Задачей второй ИНС, в качестве которой используется разработанный ранее классификатор АРТ-ДАП [11], является выполнение функции дообучения блока мотонейронов. Если ситуация окажется незнакомой либо данное действие противоречит критерию оптимальности, блок критерия оптимальности заблокирует выходные управляющие параметры блока мотонейронов. Под критерием оптимальности может пониматься, например, удержание в процессе движения АМР максимально безопасного расстояния до препятствий.

Таким образом, безусловные рефлексы (т. е. обучающие пары «стимул – реакция») должны записываться оператором в ИНС до начала функционирования АМР. Условные рефлексы, которые обеспечивают механизм индивидуального приспособления объекта управления к небольшим изменениям среды, должны запоминаться в процессе периодических внешних воздействий на объект управления с помощью процессов обучения ИНС мотонейронов. При этом если синаптические связи первой ИНС содержат информацию о критических значениях показателей, например, энергетической и транспортной систем и должны быть строго фиксированы, то синаптические связи второй ИНС должны обладать способностью к запоминанию результатов обучения только на конечное время (т. е. их можно будет переобучить). Если сигналы на выходе гетероассоциативной ИНС безусловных рефлексов являются пассивными (влияют только на управляющие сигналы блока принятия решений), то сигналы от ИНС условных рефлексов (мотонейроны) являются активными, т. е. непосредственно управляют исполнительной системой (например, движением АМР).

Согласно функциональной схеме (рис. 2) предложенный контур реактивного управления АМР работает следующим образом. В блок АРТ-ДАП, который отвечает за реализацию безусловных рефлексов, до начала функционирования АМР экспертом должны быть записаны ассоциативные пары «стимул – реакция», представляющие собой набор критических значений ответственных параметров мобильного робота и соответствующий им набор ответных действий исполнительной системы, которые предназначены для перехода системы обратно в нормальный режим. В блоке мотонейронов должны содержаться ассоциативные пары «стимул – реакция», однако в отличие от системы безусловных рефлексов в них хранится набор действий исполнительной системы, функционирующей в штатном режиме. Следует отметить, что длина N_2 входного вектора $\mathbf{r}_{\text{мото}}^{(N_2)}$ для блока мотонейронов значительно превышает длину N_1 входного вектора $\mathbf{r}_{\text{АРТ-ДАП}}^{(N_1)}$ для блока АРТ-ДАП. Это связано с различными типами используемых датчиков в каждом из описываемых блоков. Например, на вход блока АРТ-ДАП могут поступать цифровые сигналы от N_1 датчиков препятствий (ближняя зона), а на вход блока мотонейронов – N_2 значений сканирующего дальномера (рабочая область).

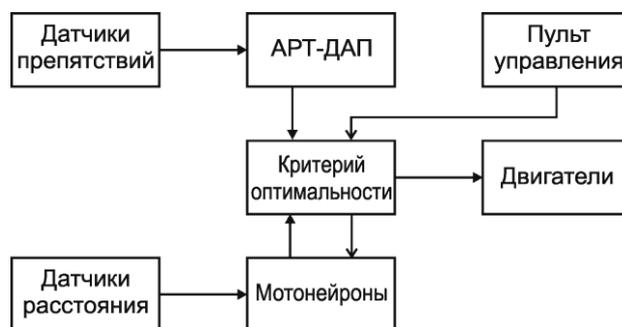


Рис. 2. Функциональная схема реактивного контура управления, состоящего из систем безусловных и условных рефлексов

Принцип работы блока критерия оптимальности заключается в следующем: если управляющие значения $\mathbf{u}_{\text{мото}}^{(M)}$, полученные от блока мотонейронов, не противоречат управляющим значениям $\mathbf{u}_{\text{АРТ-ДАП}}^{(M)}$ блока безопасного движения АРТ-ДАП, блок критерия оптимальности соединит выходы блока мотонейронов с входами блока драйвера двигателей.

В противном случае блок критерия оптимальности принудительно создаст в долговременной памяти ИНС мотонейронов $(k+1)$ -ю ассоциативную пару, выходной обучающий вектор $T_{k+1}^{(M)}$ которой будет представлять собой управляющий вектор от блока АРТ-ДАП, а входной – обучающий вектор $P_{k+1}^{(N_2+K)}$, содержащий текущие данные от сканирующего дальномера и о состоянии объекта управления q итераций назад. В результате при повторении данной ситуации блок мотонейронов выдаст такие управляющие сигналы, которые не приведут к появлению внештатного режима работы АМР (в данном случае – столкновению с препятствием). Другими словами, обучающая выборка $Tr_{\text{мото}} = \{P_i, T_i\}_{i=1,k}$ для ИНС мотонейронов предложенного адаптивного нейроконтроллера будет иметь следующий вид:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{u}_{\text{мото}}^{(M)}[n] \neq \mathbf{u}_{\text{АРТ-ДАП}}^{(M)}[n]; \\ P_{k+1}^{(N_2+K)} = \begin{bmatrix} \mathbf{r}_{\text{мото}}^{(N_2)}[n-q] \\ \text{-----} \\ \mathbf{s}^{(K)}[n-1-q] \end{bmatrix}; \\ T_{k+1}^{(M)} = \mathbf{u}_{\text{АРТ-ДАП}}^{(M)}[n]; \\ q = \frac{L}{V} \text{div } \Delta n, \end{array} \right. \quad (1)$$

где N_2 и M – длины сенсорного и управляющего векторов соответственно; k – число эталонов обучающей выборки; L – разница между радиусами действия сенсоров рабочей и ближней областей АМР, значения которых поступают на входы блоков мотонейронов и АРТ-ДАП соответственно; V – скорость движения АМР; Δn – шаг дискретного модельного времени n ; $\mathbf{s}^{(K)}$ – вектор, описывающий состояния объекта управления. Как правило, для оценки текущего состояния объекта управления используют последовательность из его прошлых реакций на входные воздействия

$$\mathbf{s}^{(K)}[n] = (\mathbf{r}_{\text{мото}}[n-1], \mathbf{r}_{\text{мото}}[n-2], \dots, \mathbf{r}_{\text{мото}}[n - \frac{K}{M}])^T \quad (2)$$

либо мгновенный срез его фазовых траекторий

$$\mathbf{s}^{(K)}[n] = (\mathbf{r}_{\text{мото}}[n], \mathbf{r}'_{\text{мото}}[n], \mathbf{r}''_{\text{мото}}[n], \dots, \mathbf{r}_{\text{мото}}^{\frac{K}{M}-1}[n])^T, \quad (3)$$

причем $K \bmod M = 0$.

Таким образом, в процессе функционирования АМР в блок мотонейронов могут добавляться новые ассоциативные пары «стимул – реакция». Данный процесс можно рассматривать как генерацию условных рефлексов, позволяющих АМР адаптироваться к новым условиям функционирования.

3. Программа имитационного моделирования для проектирования и отладки алгоритмов и методов обработки сенсорных данных

Для тестирования и отладки работы предложенного адаптивного нейросетевого контура управления АМР была разработана компьютерная программа имитационного моделирования движения мобильного робота по двумерной плоскости с препятствиями. Интерфейс указанной программы представляет собой единое окно (рис. 3), оснащенное вспомогательными графическими полями и элементами управления, которые позволяют:

– загружать заранее сгенерированные виртуальные карты местности различной сложности;

- производить в некоторых пределах реконфигурацию сенсорной системы, состоящей из датчиков двух типов: датчиков препятствия и сканирующего дальномера;
- производить наблюдение за показаниями датчиков препятствий и сканирующего дальномера в неподвижной системе координат, привязанной к корпусу робота;
- загружать алгоритмы управления движением мобильного робота;
- производить масштабирование виртуального полигона;
- производить ручное управление движениями мобильного робота как с помощью клавиатуры, так и с помощью управляющих элементов;
- сохранять на диске показания сенсорной системы.

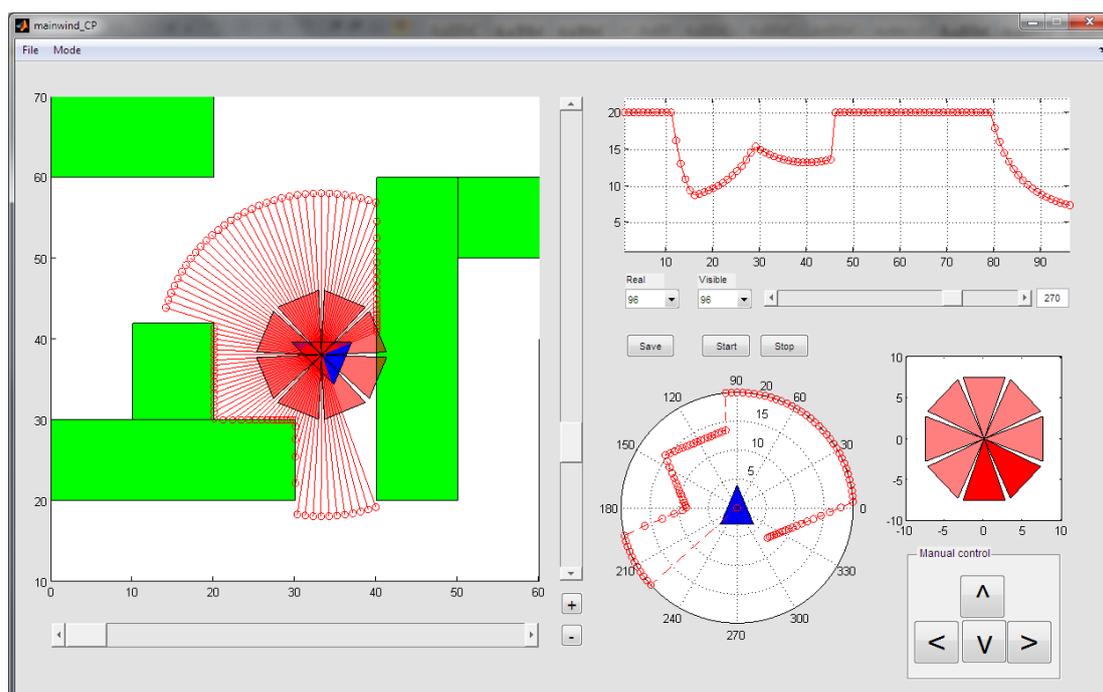


Рис. 3. Главное графическое окно приложения

На этапе проектирования программы компьютерного моделирования ставились следующие задачи: имитировать не только движения самого робота, но и реалистичный процесс съема данных с датчиков при условии наличия удобного интерфейса, позволяющего быстро и качественно получить интересующие пользователя сенсорные данные в любом положении АМР относительно преград. Разработанная имитационная модель была реализована с помощью пакета Matlab в виде отдельного программного комплекса с графическим интерфейсом, обладающим расширенными функциональными возможностями.

В разработанной программе имитационного моделирования реализованы сенсорные системы:

- ближнего действия, которые представлены восемью датчиками препятствий, равномерно расположенными по периметру корпуса робота (рис. 4, а);
- дальнего действия (лидара) (рис. 4, б). Минимальный дискретный угол поворота сканирующей головки лидара выбирается пользователем в пределах от 1 до 360°, т. е. за один полный оборот лидара сенсорная система ИСУ может получить от 1 до 360 выборок аналоговых значений расстояния до преград. При этом двухмерный угол сканирования лидара всегда центрируется относительно направления движения робота (рис. 4, в). По сравнению с датчиками препятствий сканирующий дальномер позволяет получать более точную информацию о расположении и форме препятствий. Благодаря этому АМР способен объезжать препятствия по более плавным траекториям.

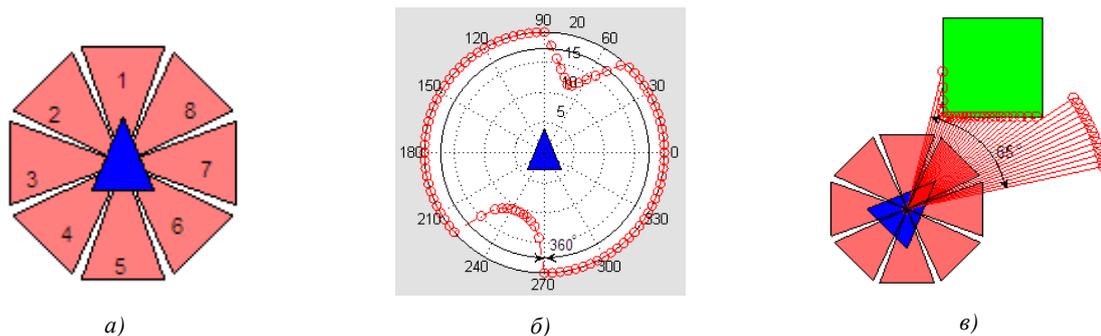


Рис. 4. Расположение и принципы действия датчиков, используемых при компьютерном моделировании:
 а) расположение восьми датчиков препятствий; б) показания сканирующего дальномера при угле обзора в 360° ; в) при угле обзора 65°

Таким образом, разработанная программа способна определять и графически отображать пересечения сканирующих лучей лидара и датчиков препятствия с преградами, которые представляют собой окружности и прямоугольники различных размеров и соотношений сторон. На основе указанных геометрических примитивов возможна имитация достаточно сложных объектов и сцен.

Самоходная платформа виртуального АМР реализована по принципу движения гусеничной самоходной платформы. Такой тип движения очень широко распространен среди конструкций наземных мобильных роботов [2]. По данному принципу могут двигаться и колесные шасси с четырьмя ведущими колесами.

Программа моделирования позволяет управлять мобильным роботом в двух режимах: автономном (*autonomous*) и ручном (*manual*), любой из которых пользователь может активировать через пункт меню Mode, расположенный в верхней части графического окна приложения. В автономном режиме мобильный робот совершает движения согласно заданным алгоритмам, которые написаны в пакете Matlab и находятся в отдельном файле с расширением *.m. Файлы с соответствующими алгоритмами выбираются с помощью дополнительного диалогового окна, автоматически появляющегося после выбора автономного режима управления АМР. Входными параметрами для алгоритмов управления служат показания описанных выше датчиков сенсорной системы робота. Выходными данными являются команды для соответствующего направления вращения каждой из двух гусениц АМР.

Пользователь может управлять движением мобильного робота как с клавиатуры, так и с помощью манипулятора типа «мышь», активируя виртуальные клавиши, на которых отображены соответствующие направления движения. Клавиши «вверх» и «вниз» управляют движением робота вперед и назад, перемещаясь при этом на величину дискретного шага. Клавиши «вправо» и «влево» осуществляют дискретный поворот корпуса робота в соответствующую сторону вокруг своей оси.

Разработанная программа позволяет загружать и визуализировать различные карты местности. Загрузка карт реализуется через меню File путем нажатия на кнопку Open, которая вызывает диалоговое окно для загрузки соответствующего файла с расширением *.mat.

4. Моделирование адаптивного поведения АМР на основе реактивного контура управления

Рассмотрим результаты проведенного эксперимента по определению адекватности работы предложенного экстремального контура управления робототехническим аппаратом (см. рис. 2), который был реализован с помощью программы имитационного моделирования (см. рис. 3).

Эксперимент заключался в генерации реактивным контуром управления новых условных рефлексов, позволяющих АМР двигаться по виртуальной местности и адаптироваться к новым видам препятствий таким образом, чтобы расстояние между корпусом робота и встречными объектами было большим, чем дальность действия датчиков препятствий (зона безопасности).

Это достигается благодаря тому, что, с одной стороны, до начала функционирования АМР оператор как эксперт должен обучить объезжать препятствия блок безопасного движения АРТ-ДАП на основе показаний от сенсорных датчиков ближней зоны. С другой стороны, перед началом движения АМР долговременная память ИНС мотонейронов является пустой, т. е. в ней не записано ни одной эталонной пары «стимул – реакция».

Таким образом, если управляющие значения $\mathbf{u}_{\text{мото}}^{(M)}$, полученные от блока мотонейронов и основанные на данных сканирующего дальномера $\mathbf{r}_{\text{мото}}^{(N_2)}$, не противоречат управляющим значениям $\mathbf{u}_{\text{АРТ-ДАП}}^{(M)}$ блока безопасного движения АРТ-ДАП, блок критерия оптимальности соединит выходы блока мотонейронов с входами блока драйвера двигателей.

В противном случае согласно системе правил (1) блок критерия оптимальности принудительно создаст в долговременной памяти ИНС мотонейронов такую ассоциативную пару, входной вектор $\mathbf{r}_{\text{мото}}^{(N_2)}$ которой будет представлять собой данные от сканирующего дальномера q дискретных шагов назад, а выходной $\mathbf{u}_{\text{мото}}^{(M)}$ (управляющий) вектор – от блока АРТ-ДАП. В результате при повторении данной ситуации блок мотонейронов выдаст такие управляющие сигналы, которые не приведут к появлению внештатного режима работы АМР (в данном случае – столкновению с препятствием).

В проведенном эксперименте разработанный адаптивный нейроконтроллер имел следующие численные параметры: $N_1 = 8$ бит (число бинарных датчиков препятствий), $N_2 = 5 \times 8 = 40$ бит (восьмибитное аналого-цифровое преобразование пяти выборок лидара) и $M = 2$ бит (11 – вперед, 01 – влево, 10 – вправо, 00 – стоп).

Однако объем памяти сети ДАП, на основе которой реализован блок мотонейронов, может сохранить не более двух образов [12], что является явно недостаточным для реализации ситуационного управления АМР при движении по плоскости с препятствиями. В связи с этим в блок мотонейронов был добавлен дополнительный скрытый слой нейронов, эталонные образы которого стали промежуточными звеньями в ассоциативных парах «стимул – реакция» от входного вектора нейронов к выходному. В качестве эталонных образов принимались ортогональные векторы из матрицы Адамара. В результате добавления нового нейронного слоя блок мотонейронов стал содержать две матрицы синаптических связей $\mathbf{W}'_{Z \times N_2}$ и $\mathbf{W}''_{M \times Z}$, где N_2 – длина входного информационного вектора $\mathbf{r}_{\text{мото}}^{(N_2)}$; M – длина выходного управляющего вектора $\mathbf{u}_{\text{мото}}^{(M)}$; Z – длина промежуточного нейронного слоя, равная числу эталонных пар «стимул – реакция», необходимых для реализации управления движением робота для конкретной задачи. Таким образом, значения элементов матрицы Адамара $A_{Z \times Z}$ должны быть записаны в реактивный контур управления до начала функционирования АМР.

На основе известной формулы функционирования сети ДАП [13] найдем значения выходного слоя $\mathbf{u}_{\text{мото}}^{(M)}$ через вычисления значений промежуточного слоя нейронов согласно формуле

$$\mathbf{u}_{\text{мото}}^{(M)} = f \left(\mathbf{W}''_{M \times Z} \cdot f \left(\mathbf{W}'_{Z \times N_2} \cdot \mathbf{r}_{\text{мото}}^{(N_2)} + \mathbf{b}'^{(Z)} \right) + \mathbf{b}''^{(M)} \right), \quad (4)$$

где N_2 и M – количество нейронов во входном и выходном слоях соответственно; Z – количество нейронов в промежуточном скрытом слое (в реализованном эксперименте $Z = 16$); $\mathbf{b}'^{(Z)}$ и $\mathbf{b}''^{(M)}$ – векторы-столбцы, содержащие значения пороговых смещений функций активации в каждом слое.

На примере (рис. 5) с помощью четырех выборочных слайдов, иллюстрирующих ключевые моменты описываемого эксперимента, показано: а) сеть АРТ-ДАП распознала преграду как образ «стена»; б) и в) на основании полученных управляющих сигналов от блока АРТ-ДАП реализован поворот робота вправо; г) поворот робота вправо реализован уже на основании управляющих сигналов от блока мотонейронов.

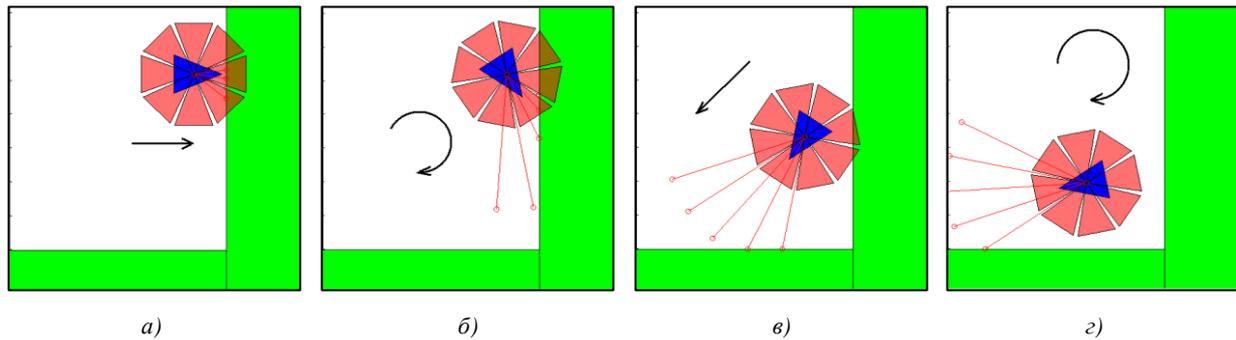


Рис. 5. Эксперимент по автоматическому добавлению в память блока мотонейронов новых образов

В процессе функционирования АМР в блок мотонейронов по правилу (1) были добавлены новые ассоциативные пары «стимул – реакция». Таким образом, данный процесс можно рассматривать как генерацию условных рефлексов, позволяющих АМР адаптироваться к новым условиям функционирования. Для определения нейроконтроллером управляющего вектора $\mathbf{u}_{\text{мото}}^{(M)}$ по формуле (4) потребуется $Q_{\text{мото}}^{(M)} = 9MZ(N_2 + 1) + 3M$, а для управляющего вектора $\mathbf{u}_{\text{АРТ-ДАП}}^{(M)}$ всего $Q_{\text{АРТ-ДАП}}^{(M)} = 3MN_1$ элементарных операций, под которыми понимаются операции сложения, умножения, сравнения и присвоения. Другими словами, для вычисления каждого шага алгоритма управления потребуется $Q_{\text{АРТ-ДАП}}^{(M)} + Q_{\text{мото}}^{(M)} + 3 = 11\,865$ элементарных операций (три операции для сравнения векторов $\mathbf{u}_{\text{АРТ-ДАП}}^{(M)}$ и $\mathbf{u}_{\text{мото}}^{(M)}$), что является посильным для выполнения в режиме реального времени даже при реализации нейроконтроллеров на основе однокристалльных микроконтроллеров. При этом в модельном эксперименте скорость движения АМР подбиралась таким образом, чтобы за шаг дискретного времени он проходил расстояние, равное одной десятой его длины.

Заключение

Несмотря на то что безусловные и условные рефлексы представляют собой относительно простые функциональные схемы, на их основе в живой природе строятся разнообразные типы сложных форм поведения. В качестве безусловных и условных раздражителей выступают самые разнообразные данные, которые образуются из сложных комбинаций на выходе сенсорной системы и объединяются в различные пространственно-временные образы.

Таким образом, любое действие ИСУ, последовавшее за изменениями внешней среды, должно восприниматься как реакция памяти на это изменение, выраженная специфическим действием или цепочкой действий эффекторов. Другими словами, на введенный специфический ключевой образ адаптивный нейроконтроллер должен выдавать соответствующие управляющие сигналы-отклики. Однако для этого в нем предварительно должны быть накоплены определенные модели поведения. Так как предлагаемая модель адаптивного нейроконтроллера реализована на основе ИНС, в процессе его обучения применимы стандартные методы, используемые в нейросетевых моделях: обучение с учителем, без учителя и с подкреплением. В процессе обучения происходит изменение значений коэффициентов синаптических связей ИНС таким образом, чтобы минимизировалась ошибка при вычислении целевой функции. В описанном эксперименте в качестве целевой была использована функция минимизации числа поворотов шасси АМР, т. е. было реализовано прямолинейное движение с вынужденным объездом препятствий.

Следует заметить, что предложенному адаптивному нейроконтроллеру присущи не только достоинства, но и недостатки, которыми обладают системы правил. К ним можно отнести тот факт, что классическая система правил, так же как и монолитная ИНС в теории обучения с подкреплением, на практике способна хорошо обучиться только одной форме поведения. Серьезной проблемой для систем правил является также сходимость к оптимальному с некоторой точки зрения набору правил, который не всегда гарантирует адекватную реакцию в различных ситуациях. В связи с этим целью дальнейших исследований являются разработка и реали-

зация модели интеллектуальной иерархической системы управления, которая позволит решить указанную проблему.

Список литературы

1. Новые методы управления сложными системами / под общ. ред. В.М. Лохина и И.М. Макарова. – М. : Наука, 2004. – 333 с.
2. Юревич, Е.И. Основы робототехники : учеб. пособие / Е.И. Юревич. – 3 е изд., перераб. и доп. – СПб. : БХВ-Петербург, 2010. – 368 с.
3. Жданов, А.А. Автономный искусственный интеллект / А.А. Жданов. – 2-е изд. – М. : БИНОМ, 2009. – 359 с.
4. Гаазе-Рапопорт, М.Г. От амебы до робота: модели поведения / М.Г. Гаазе-Рапопорт, Д.А. Пospelов. – М. : Наука, 1987. – 288 с.
5. Сигеру, О. Нейроуправление и его приложения / О. Сигеру, Х. Марзуки, Ю. Рубия. – М. : ИПРЖР, 2000. – 272 с.
6. Прокопович, Г.А. Применение гетероассоциативных нейронных сетей для записи и восстановления информации / Г.А. Прокопович // Информатика. – 2012. – № 2 (34). – С. 38–49.
7. Прокопович, Г.А. Модель нейросетевой ассоциативной памяти для управления манипулятором / Г.А. Прокопович // Информатика. – 2012. – № 3 (35). – С. 16–25.
8. Прокопович, Г.А. Нейросетевая модель для реализации поисковых движений мобильного робота / Г.А. Прокопович // Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем : материалы III Междунар. науч.-техн. конф., Минск, 21–23 февраля 2013 г. / редкол. : В.В. Голенков (отв. ред.) [и др.]. – Минск : БГУИР, 2013. – С. 483–488.
9. Прокопович, Г.А. Нейросетевой блок памяти для адаптивной работы сложных технических систем в динамической среде / Г.А. Прокопович // Информатика. – 2010. – № 2 (26). – С. 54–65.
10. Прокопович, Г.А. Бионическая структура иерархической распределенной системы управления автономными мобильными роботами / Г.А. Прокопович // Искусственный интеллект. – 2013. – № 1. – С. 181–190.
11. Прокопович, Г.А. Адаптивный нейросетевой классификатор / Г.А. Прокопович // Информатика. – 2009. – № 3 (23). – С. 68–81.
12. The capacity of the Hopfield associative memory / R.J. McEliece [et al.] // IEEE Transactions on Information Theory. – 1987. – Vol. 33, no 4. – P. 461–482.
13. Kosko, B. Bidirectional associative memories // B. Kosko / IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1988. – Vol. 18, no. 1. – P. 49–60.

Поступила 30.10.2014

*Объединенный институт проблем
информатики НАН Беларуси,
Минск, Сурганова, 6
e-mail: rprakovich@robotics.by*

R.A. Prakovich

SIMULATION OF ADAPTIVE BEHAVIOR IN THE CONTEXT OF SOLVING AN AUTONOMOUS ROBOTIC VEHICLE MOTION TASK ON TWO-DIMENSIONAL PLANE WITH OBSTACLES

An adaptive neurocontroller for autonomous robotic vehicle control, which is designed to generate control signals (according to preprogrammed motion algorithm) and to develop individual reactions to some external impacts during functioning process, that allows the robot to adapt to external environment changes, is suggested. To debug and test the proposed neurocontroller a specially designed program, able to simulate the sensory and executive systems operation of the robotic vehicle, is used.