

УДК 004.89

## **Архитектура гибридной системы управления мобильного робота\***

**А.В. ГАВРИЛОВ, В.В. ГУБАРЕВ, К.-Х. ДЖО, Х.Х. ЛИ**

В статье предлагается архитектура системы управления для мобильных роботов. Она основана на достижении цели управления путем совместного применения классических методов представления и обработки знаний, в частности, семантических сетей для обработки естественного языка и нейронных сетей для распознавания и кластеризации образов. Такая система позволяет общаться с роботом при задании ему цели движения на языке близком к естественному, предварительно обучив его ассоциациям между образами, обозначениями их на естественном языке, и положением робота в пространстве.

### **1. ВВЕДЕНИЕ**

В последние полтора десятилетия разработчики прикладных интеллектуальных систем все чаще применяют гибридный подход к реализации систем искусственного интеллекта [1-7]. Он основан на применении логической обработки данных классическими методами инженерии знаний и ассоциативной обработки данных нейронными сетями. Его применение позволяет, с одной стороны, использовать результаты, достигнутые в технике представления знаний с ее удобством визуализации, вербализации и формализации знаний. С другой стороны, он позволяет использовать возможности обучения и естественной работы с нечеткими знаниями, свойственными нейронным сетям.

Как известно, проблема создания настоящего искусственного интеллекта (strong AI) наиболее актуальна при создании интеллектуальных роботов. Поэтому гибридный подход наиболее интересен и перспективен в контексте разработки таких роботов, в частности, мобильных [8-13]. Этой проблеме и посвящена настоящая статья.

Система управления мобильного робота в общем случае выполняет следующие функции:

- 1) восприятие и распознавание информации, поступающей из внешнего мира от датчиков;
- 2) общение с человеком;
- 3) создание и корректировка модели мира путем обучения в процессе общения с человеком, восприятия сигналов с датчиков и выполнения действий;
- 4) планирование и перепланирование поведения;
- 5) управление выполнением действий;
- 6) управление приводами;
- 7) общение с другими роботами.

В статье рассматриваются первые пять функций. Особое внимание уделено первым трем из них.

---

\* Работа поступила в редакцию 10.02.2004

Архитектура предлагаемой системы управления мобильным роботом основана на представлении интеллектуальной системы в виде двух уровней обработки данных, нашедшей воплощение в структуре ИИ, предложенной в [14-16].

В этом представлении интеллектуальная система разделяется на два уровня обработки и хранения знаний: логический (вербальное мышление) и образный (ассоциативное мышление) (рис. 1). Логический уровень имеет дело с понятиями {концепциями}, которые могут быть описаны в любой знаковой системе (в частности, на естественном языке). На этом уровне используются методы и процессы, известные в инженерии знаний, например, логический вывод, различные виды поиска и т.п. Ассоциативный уровень имеет дело с изображениями {образами}, когда решение задачи осуществляется через ассоциативные процессы – сохранение и вызов ассоциаций, классификация, кластеризация и обобщение.

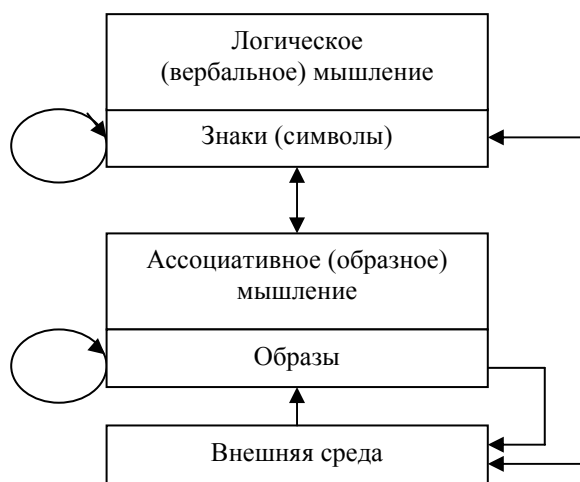


Рис. 1. Два уровня интеллектуальной системы

Множество образов, с которыми работает интеллектуальная система, может быть разделено на статические и динамические, на гомогенные и гетерогенные. Строго говоря, статические образы не существуют вообще в реальном мире. Однако, для упрощения представления и обработки знаний полезно рассматривать отдельно образы, которые не зависят существенно от времени и считать их статическим.

## 2. СТРУКТУРА СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

В соответствии с моделью, описанный выше (см. [7, 15-17]), предложенная система управления роботом включает логический и ассоциативный уровни (рис. 2).

Логический уровень реализован на семантической сети и выполняет функции распознавания смысла предложений на естественном языке и планировании достижения целей. Ассоциативный уровень состоит из подсистемы для обработки данных от датчиков (для решения статических задач) и подсистемы для управления движением (для решения динамических задач). Этот уровень реализован на основе нейронных сетей.



Рис. 2. Структура системы управления роботом

С использованием такой системы управления можно решать следующие задачи:

1) управлять роботом с помощью команд на естественном языке для перемещения в место, названное ранее в процессе его обучения и ассоциативно связанное с координатами и образом, полученным с видекамеры;

2) получать от робота описание на естественном языке места, в котором он находится (которое он видит).

Например, робот находится в комнате перед буфетом. Ему говорят "это – буфет". Он запоминает ассоциацию между словом "буфет", текущими координатами и образом буфета. После этого, где бы он не находился, ему можно приказать "иди к буфету". Он найдет в своей памяти соответствующую буфету ассоциацию и выполнит базовую команду движения в заданную точку пространства.

### 3. СЕМАНТИЧЕСКАЯ СЕТЬ

Для выполнения синтаксического и семантического анализа предлагается использовать технологию, разработанную для поиска документов по запросу на естественном языке (ЕЯ) [17, 18].

В основе представления и распознавания смысла ЕЯ в этой технологии используются следующие принципы:

- распознавание смысла, основанное на распознавании семантики с минимальным использованием знаний о синтаксисе языка;
- формирование базы знаний в процессе обучения в виде иерархических структур, состоящих из понятий, между которыми помимо иерархических возникают ассоциативные отношения (горизонтальные связи);
- распознавание смысла (интерпретация) предложения на ЕЯ представляет собой процесс, состоящий из трех этапов:
  - 1) движения снизу вверх по иерархии понятий (распознавание понятий);
  - 2) движение по горизонтальным связям (поиск ассоциаций);
  - 3) движение сверху вниз по иерархии понятий (генерация отклика-выхода системы);
- распознавание слов, словосочетаний и понятий осуществляется по максимальной схожести с использованием нейроподобных алгоритмов (нечеткое распознавание слов и понятий).

Последние два принципа были впервые сформулированы и использовались при создании системы программирования роботов на естественном языке [20]. Нечеткое распознавание позволяет использовать речь для взаимодействия с роботом, так как оно ориентировано на распознавание слов с ошибками.

База знаний в этой технологии представляет собой множество пересекающихся деревьев (деревья могут иметь один или более общих узлов), состоящих из узлов, связанных отношениями "часть – целое" и "эквивалентности" (другими словами, равенства или ассоциации). Узлы представляют собой фреймы одного из трех видов:

- 0 – фрейм, соединенный непосредственно со словом из словаря или с командой робота;
- 1 – фрейм, соответствующий словосочетанию (составной фрейм);
- 2 – фрейм-понятие, включающий связи на нескольких других фреймов, выполняющих определенные роли в этом понятии.

Специальное подмножество фреймов уровня 0 применяется для связи с процедурами, используемыми при анализе предложений ЕЯ. Такие фреймы содержат слова, которые обрабатываются специальным образом (например, слово "не"), или знаки препинания – тире, двоеточие, запятая и точка с запятой. В процессе обработки предложения тире и двоеточия интерпретируются как отношения "эквивалентности", а запятая и точка с запятой используются для разделения фразы на последовательность понятий, интерпретируемых как фреймы видов 1 или 2.

Обработка предложения в контексте обучения состоит из следующих шагов:

- 1) выделение слов (для этого используются знаки препинания и пробелы);
- 2) нечеткое распознавание слов с использованием словаря. Если при этом подходящее слово не находится в основном словаре, то осуществляется поиск этого слова в дополнительном словаре и в случае неудачи оно добавляется в него;
- 3) создание фреймов уровня 0. Результат этого шага – представление предложения в виде объекта – списка фреймов;
- 4) замена в этом списке специальных слов знаками препинания;
- 5) обработка предложения (списка фреймов) процедурой создания-распознавания понятий.

Процедура создания-распознавания понятий рекурсивно обрабатывает предложение, заменяя словосочетания между знаками препинания на распознанные в базе знаний или созданные заново фреймы уровней 1 или 2. В конце обработки этой процедурой список фреймов в объекте-предложении

включает только один или два фрейма (в последнем случае в предложении был знак препинания "—" или двоеточие).

Фрейм-понятие формируется на основе атрибутов распознанных слов и может включать в себя триплет ("субъект", "действие", "объект") или ("объект", "действие", "объект"). Кроме того, фрейм-понятие может представлять собой дуплеты ("объект", "свойство") или ("объект", "действие"). Фрейм-понятие или составной объект создаются заново, только если соответствующий фрейм не распознан в базе знаний.

В завершении обработки предложения в случае, если в предложении есть тире или двоеточие, создается связь типа "эквивалентности" между фреймами – двумя частями предложения.

Пример структуры базы знаний – результата обработки предложения "Робот: механика, система управления, датчики, акторы, интерфейс с человеком" показан на рис. 3. Здесь в нижней строке показаны распознанные в предложении слова.

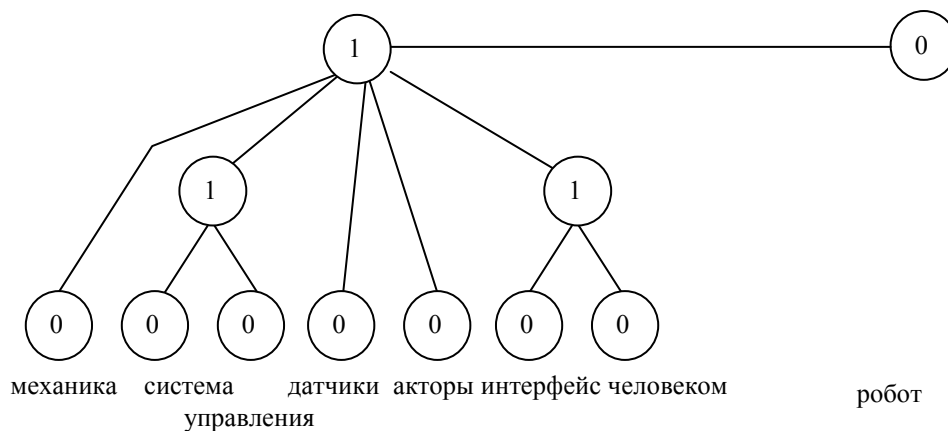


Рис. 3. Пример структуры базы знаний

Обучение этой системы состоит из четырех шагов.

1. Предварительное обучение для распознавания структуры предложения. На этом шаге системе для обработки представляются предложения вида "слово – @symbol". В результате перед обработкой предложения при последующем обучении система заменит слова на соответствующий символ-разделитель. Символ-разделитель может быть пробелом, тире, двоеточием, запятой и точкой с запятой. Тире и двоеточие обрабатываются одинаково, как отношение эквивалентности (равенство или ассоциация), запятая и точка с запятой, как разделители между понятиями в предложении. Пробел означает, что данное слово будет игнорироваться при анализе семантики предложения. Например, после обработки предложения "однако -@ " слово "однако" будет игнорироваться в процессе анализа предложений, после обработки предложения "является – @- " слово "является" будет заменяться на тире. В примере на рис. 3 на это этапе обучения было использовано предложение "с-@ ".

2. Начальное обучение. На этом шаге база знаний наполняется фундаментальными понятиями из

обычной жизни или предметной области на основе обработки предложений типа "деньги – средство оплаты", "мораль – правила поведения", "виды деятельности: торговля, производство, обслуживание, образование" и т.д.

3. Базовое обучение. На этом шаге обрабатывается толковый словарь предметной области, где понятия объясняются с использованием тире, двоеточия или соответствующих слов.

Деревья, созданные при обучении могут использоваться для представления и выполнения дерева целей. Например, "Действие 1: иди к столу, иди к двери, иди вперед, и иди к выходу" может интерпретироваться в виде дерева целей, как показано на рис. 4.

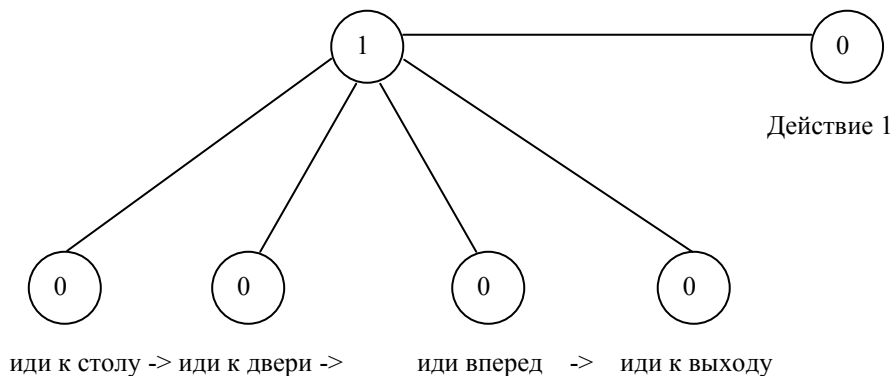


Рис. 4. Дерево понятий как дерево целей

В этом примере нижние узлы – листья, связанные с ассоциативной памятью, основанной на нейронной сети. Слово "иди" непосредственно связано с соответствующей командой робота. Параметры для этой команды получаются из ассоциативной памяти и соответствуют образам "стола", "двери" или "выхода". Слово "вперед" может быть также связано с конкретной командой робота. Порядок листьев в этом дереве задает порядок выполнения целей (в этом случае – простых команд). В подобном дереве может быть больше уровней так, что промежуточный уровень включает понятия, интерпретируемые как подцели.

Обработка предложения в контексте команды роботу состоит из следующих шагов:

- 1) выделение слов;
- 2) нечеткое распознавание слов по максимальной схожести со словами в словаре, таким образом, что если приближающееся слово не находится в основном словаре, поиск этого слова осуществляется в дополненном словаре;
- 3) создание фреймов уровня 0, результат этого шага – представления предложения в виде объекта – списка фреймов;
- 4) замена в этом списке специальных слов знаками препинания;
- 5) нечеткое распознавание в предложении составных фреймов и фреймов-понятий, (поиск снизу вверх);
- 6) поиск фреймов, ассоциативно связанных с распознанными фреймами (горизонтальный поиск);
- 7) поиск команд или слов, включенных в найденные по ассоциативным связям фреймы (поиск сверху вниз);
- 8) выполнение найденных команд роботом.

#### 4. НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

Существует много моделей нейронных сетей, используемых для классификации и кластеризации. Наиболее известные и используемые из них:

- 1) многослойные перцептроны прямого распространения с алгоритмом обучения обратным распространением ошибки [20];
- 2) самоорганизующиеся карты Кохонена (SOM) [21];
- 3) радиально-базисные (RBF) сети [22];

- 4) модель Хэмминга [23];
- 5) модели адаптивного резонанса ART 1 и ART 2 Гроссберга-Карпентера [24].

Первые три из них имеют определенные недостатки. Главный из них заключается в том, что необходимо заранее знать количество классов, в RBF-сетях и картах Кохонена также их приблизительные характеристики. Модель Хэмминга может работать только с двоичными входными векторами.

Из анализа поставленной задачи можно сформулировать следующие требования, которым должна удовлетворять нейронная сеть для классификации и распознавание (нейронная сеть 1):

- 1) Алгоритм обучения должен быть конструктивным и обеспечивать решение задачи кластеризации;
- 2) Модель нейронной сети должна поддерживать работу как с аналоговыми сигналами, так и с бинарными.

Таким требованиям удовлетворяет в полной мере модель ART-2 Гроссберга-Карпентера. Для предлагаемой системы управления предпочтительнее использовать модифицированную модель ART-2. Модификация состоит в том, что, в отличие от классической модели, предлагается использовать два режима работы – обучение и использование. В режиме "обучения" можно создавать новые кластеры (новые выходные нейроны), а в режиме "использования" эта возможность блокируется. Первый режим устанавливается, когда необходимо создать ассоциацию между образом (его классом) и любым словом (или предложением). Второй режим устанавливается, когда роботом необходимо управлять, задавая ему команды движения.

Модель ART-2 используется для кластеризации аналоговых входных векторов и состоит из двух уровней: входного и выходного. Входной уровень используется только для связи нейронов вывода сети с входными сигналами. В качестве входных сигналов в нашей архитектуре используются значения пикселей растрового изображения {образа}. Перед обработкой изображений необходимо вычислить коэффициент нормализации  $N_c$  – максимальное значение цветного кода пикселей для нормализации входных сигналов, то есть приведения их к диапазону [0, 1]. Каждый выходной нейрон  $y_j$  связан со всеми входными нейронами, и каждая связь характеризуется весом  $w_{ij}$ . Нейронная сеть ART-2 работает по следующему алгоритму:

- 1) нормализация входного вектора

$$x'_i = x_i / N_c ;$$

- 2) для каждого выходного нейрона вычисляется расстояние между его вектором весов и входным вектором

$$d_j = \sqrt{\sum_i (x'_i - w_{ij})^2} ;$$

- 3) выбирается  $m$ -ый выходной нейрон с минимальным значением  $d_m = \min(d_j)$  (нейрон-победитель);

- 4) если  $d_m > H$ , то создается новый выходной нейрон с вектором весов равным, входному вектору, где  $H$  – порог;

- 5) для нейрона-победителя рассчитываются новые значения весов  $w_{im} = w_{im} + (x'_i - w_{im}) / (1 + N_m)$ , где  $N_m$  – количество распознанных образов этого кластера к текущему моменту времени.

Вычисление новых весов для нейрона-победителя приближает его вектор весов к распознанному вектору, улучшая таким образом возможности нейрона

распознавать образы этого кластера. В начале происходят существенные коррекции весов, но с течением времени они уменьшаются.

Для реализации статической ассоциативной памяти для запоминания ассоциаций между распознанными образами, обозначающими их словами (понятиями) и координатами может использоваться модель Хопфилда [25] и ее модификации, однако эта модель имеет один существенный недостаток – низкую информационную емкость. Поэтому, очень вероятны ошибки при обработке запроса к памяти, в то время как наша задача требует точного соответствия между распознанным словом (понятием) и координатами объекта (позицией), названного этим словом. Кроме того, для реализации ассоциативной памяти на основе модели Хопфилда необходимо иметь определенное количество входов и выходов (количество нейронов), что является невозможным при использовании модели ART-2. Поэтому для организации ассоциативной памяти предлагается использовать простую таблицу. Для каждого нового кластера (от ART-2) создается новая запись в таблице, включающая в себя индекс распознанного понятия или слова и координаты.

Известны некоторые примеры применения нейронных сетей для управления движением мобильных роботов, которые могут использоваться для реализации динамической ассоциативной памяти в качестве памяти ассоциаций между координатами, состоянием робота и его действиями. Наиболее известные и интересные из таких применений – робот GMD [11] и DRAMA [9].

Предлагаемые в этих работах нейронные сети позволяют решать следующую задачу. Робот может учиться с учителем, либо показывающим ему, когда это необходимо, как действовать в определенной ситуации (например, при наличии впереди некоторого препятствия), либо задающим последовательность действий для достижения цели (в частности, при обходе препятствий).

## 5. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ПРЕДЛОЖЕННОЙ АРХИТЕКТУРЫ ДЛЯ РОБОТИЗИРОВАННОГО ИНВАЛИДНОГО КРЕСЛА

В последнее время одной из актуальных областей применения искусственного интеллекта и роботов является разработка средств ухода за престарелыми и недееспособными людьми. В частности, во многих лабораториях мира ведутся работы по созданию роботов в виде инвалидных кресел [26-28]. Использование ИИ в них, позволяет облегчить управление ими. Одним из таких проектов является проект, выполняемый в лаборатории "Интеллектуальные системы" Исследовательского центра университета г.Ульсан (Республика Корея) [29] (см. рис.5).

До настоящего времени это кресло могло работать в одном из трех режимов:

- 1) ручное управление с помощью джойстика;
- 2) "управление с помощью головы" (поворот головы управляет поворотом кресла, кивок головы соответствует включению/выключению движения);
- 3) "управление мячиком" (кресло движется на определенном расстоянии за мячиком, который несет впереди человек).

Последние два режима базируются на использовании технического зрения (видеокамеры).



Рис. 5. Робот "инвалидное кресло"



Предлагаемая в настоящей статье архитектура системы управления мобильного робота используется для реализации четвертого режима. В нем кресло может вначале обучаться словесному обозначению места, где оно находится, или объекта, который оно видит, и затем выполнять словесную команду движения к этому месту (объекту).

## 6. МОДЕЛИРОВАНИЕ

Для того чтобы проверить и отладить взаимодействие между модулями предложенной архитектуры при решении первой задачи (см. раздел 2), для выявления особенностей и возможностей модели ART-2 для распознавания изображений была разработана программная модель предложенной системы управления.

В программной модели были реализованы следующие функции:

- кластеризация и классификация изображений {образов} (они представлены в виде файлов с рисунками в формате .bmp);
- моделирование позиционирования робота в 2-мерной среде;
- моделирование перемещения робота из текущей позиции в целевую позицию;
- запоминание ассоциаций между координатами, изображением ("видимым системой" образом) и названием ситуации в ассоциативной памяти, реализованной в виде таблицы;
- нечеткое распознавание слов – названий образов (часть технологии обработки естественного языка, описанной выше) с использованием алгоритма нечеткого сопоставления слов и пороговой функции;
- моделирование поиска ассоциации между входным словом и координатами и перемещением робота к целевой позиции с найденными координатами.

На рис. 6 показана структура процессов в этой программной модели.

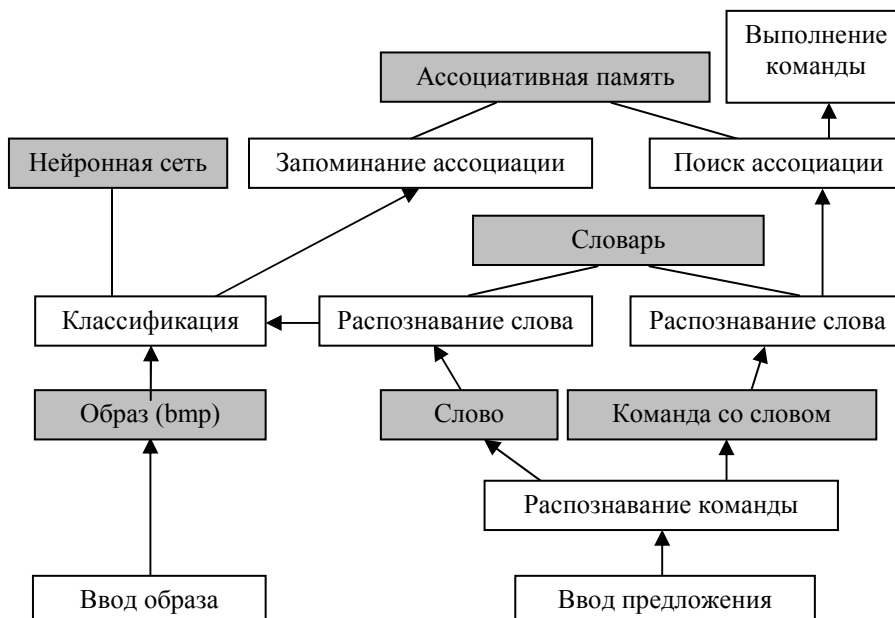


Рис. 6. Структура процессов и данных программной модели

С моделью был проведен ряд экспериментов, в ходе которых системе предъявлялся ряд изображений, в качестве которых использовались фотографии обстановки, сделанные с разных ракурсов.

По результатам экспериментов были сделаны следующие выводы:

- 1) модель ART-2 способна решить задачу распознавания изображений {образов} в предложенной системе управления при правильно выбранном пороге;
- 2) сдвиги изображения {образа} не оказывают серьезного влияния на точность распознавания;
- 3) яркость изображения оказывает значительно большее влияние на точность распознавания;
- 4) даже в случае наличия искажений в образах, система способна эффективно решать первую задачу (приказ роботу двигаться в место, обозначенное именем);
- 5) существует проблема выбора правильного значения порога: с одной стороны, чтобы распознавать подобные изображения {образы}, если это необходимо, и, с другой стороны, чтобы не создавать много кластеров для похожих изображений {образов}, которые должны распознаваться как подобные;
- 6) существует проблема выбора момента времени для вычисления нового коэффициента нормализации для новых нескольких изображений {образов} и использования нескольких коэффициентов для распознавания образов, запомненных с их использованием.

Эта программная модель также использовалась для тестирования нечеткого распознавания слов. Результаты этого тестирования показали, что использование предложенной технологии позволяет достичь высокого уровня надежности распознавания слов при неправильном их написании. Это дает возможность ее применения в случае речевого ввода.

Например, при значении порога 0,8 слово kitchen (кухня) распознается при вводе следующих слов с ошибками: kitchens, kichen, kitchan, ketchen, kithen. Если порог равняется 0,7, слова "kechen" и "kichene" распознаются также как kitchen.

## 6. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье разработана гибридная архитектура системы управления для мобильных роботов, основанная на использовании нейронных и семантических сетей. Предложено её использование для реализации роботизированного инвалидного кресла. Реализация архитектуры ориентирована на управление голосом на естественном языке, в частности, для использования словесного обозначения места (или ситуации, позиции), куда робот должен перемещаться.

Как показано в экспериментах с программной моделью предложенной архитектуры, она может использоваться для решения задачи управления роботом путем задания ему цели движения на естественном языке, если он предварительно обучен ассоциациям между зрительными образами, словами и координатами цели. Показано, пригодность реализации модифицированной модели ART-2, и технологии нечеткого распознавания слов в рамках этой архитектуры. В то же время моделирование предложенной архитектуры и анализ ее особенностей позволили сформулировать следующие задачи для продолжения исследований.

1. Усовершенствование технологии обработки естественного языка в направлении ее приспособления к описанию ситуаций (позиции) и использования для формирования и достижения целей, а также для решения задачи объяснения местонахождения робота (в настоящее время эта технология ориентируется на поиск текстов по запросу на ЕЯ).

2. Разработка и исследование применения речи для управления роботом.

3. Разработка методов адаптации параметров "порог для создания нового кластера" и "порог для распознавания слов" в процессе функционирования системы управления робота, так же как адаптации пересчета коэффициента нормализации изображений.

4. Разработка подсистемы для управления перемещением робота к цели, основанной на нейронной сети.

5. Разработка комбинированной модели многослойного перцептрона и ART-2 для получения более надежного распознавания похожих изображений при их преобразованиях, связанных с переменной точки зрения робота (позиции робота по отношению к объекту). Такая модель в настоящее время разрабатывается [30].

Работа выполнена в рамках договора о сотрудничестве между факультетом АВТФ НГТУ и центра NARC Университета г. Ульсан (Республика Корея).

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] **Honavar, V.** Symbolic Artificial Intelligence and Numeric Artificial Neural Networks: Toward a Resolution of the Dichotomy. Invited chapter. In: Computational Architectures Integrating Symbolic and Neural Processes. Sun, R. and Bookman, L. (Ed.) N. Y.:Kruwer, 1994. – Pp. 351-385.
- [2] **Funobashi M. et al.** Fuzzy and Neural Hybrid Expert Systems: Sinergetic AI. – AI in Japan, IEEE, 1995, august. – Pp. 33-40.
- [3] **Averbukh A.B.,** Hybrid intelligent architecture for real time processing. – IEEE, 1999. – Pp. 4107-4110.
- [4] **Meesad P., Yen G.G.** A hybrid intelligent system for medical diagnosis. – IEEE, 2001. – Pp. 2558-2563.
- [5] **Mori H. et al.** A hybrid intelligent system for fault detection in power systems. – IEEE, 2002. – Pp. 2138-2143.
- [6] **Колесников А.В.** Гибридные интеллектуальные системы. Теория и технология разработки. – СПб.: Изд-во СПбГТУ, 2001. – 711с.
- [7] **Гаврилов А.В.** Гибридные интеллектуальные системы. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2003. – 162 с.
- [8] **Huber M., Grupen R.A.** A Hybrid Architecture for Learning Robot Control Tasks. – AAAI Spring Symposium Series: Hybrid Systems and AI, 1999.
- [9] **Billard A., Hayes G..** DRAMA, a Connectionist Architecture for Control and Learning in Autonomous Robots. – Adaptive Behavior, 1999, 7(1). – Pp. 35-63.
- [10] **Endo Yoichiro, Arkin Ronald C.** Anticipatory Robot Navigation by Simultaneously Localizing and Building a Cognitive Map. – Mobile Robot Laboratory, Georgia Institute of Technology. 2003. – 7 pp.
- [11] **Weitzenfeld A. et al.** A Neural Schema Architecture for Autonomous Robots. – Mobile Robot Laboratory, Georgia Institute of Technology. 1998. – 15 pp.
- [12] **Hallam B.** Animal Learning Models as Robot Controllers. – Proc. of the SIRS2000, MIT Press, 2000. – Pp. 131-140.
- [13] **Chohra A., Scholl P.** Neural Networks (NN) Based Learning of Elementary Behaviors and their Integration in FPGA Architectures for a Fast Moving Robot Team (RoboCup).
- [14] **Гаврилов А.В.** Об одной архитектуре экспертных систем // Вс.конф. "Освоение и концептуальное проектирование экспертных систем". Ч. 2. М. 1989. С. 98.
- [15] **Гаврилов А.В.** Архитектура "двухполушарной" экспертной системы // В кн.: Системы искусственного интеллекта: Межвуз. сб. науч. трудов Под ред. А.В.Гаврилова. Новосибирск. НГТУ. 1993. С. 10-14.
- [16] **Гаврилов А.В., Новицкая Ю.В.** Архитектура "двухполушарной" экспертной системы // В межвуз. сб. "Кибернетика и ВУЗ. Интеллектуальные информационные технологии. – Томск. Вып. 28. 1994.
- [17] **Гаврилов А.В.** Архитектура программного обеспечения для поиска документов по запросу на естественном языке. – Труды Межд. конф. KDS-2001 "Знание-Диалог-Решение". С.-Петербург, 2001. – Т.1, с. 124-130.
- [18] **Gavrilov A.V.** A combination of Neural and Semantic Networks in Natural Language Processing. – // Proc. of the 7th Korea-Russia Int. Symp. KORUS-2003, Ulsan, 2003. – Vol. 2, Pp. 143-147.
- [19] **Гаврилов А.В.** Диалоговая система подготовки программ для роботов – В кн.: Automatyka, v.99, Glivice, 1988, p.173-180.

- [20] **Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J.** Learning internal representations by error propagation, in: **D.E. Rumelhart, J.L. McClelland** (Eds.), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the microstructure of Cognition*, Vol. I, MIT Press, Cambridge, 1986. – Pp. 319–362.
- [21] **Kohonen T.** *Self-Organizing Maps*. Berlin, Heidelberg: Springer, 1995.
- [22] **Chen S., Cowan C.F.N., Grant P.M.** Orthogonal least squares learning for radial basis function networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2(2): 302-309, 1991
- [23] *Artificial Neural Networks: Concepts and Theory*, IEEE Computer Society Press, 1992.
- [24] **Carpenter G., A., Grossberg S.** *Pattern Recognition by Self-Organizing Neural Networks*, Cambridge, MA, MIT Press, 1991.
- [25] **Hopfield J.J.** Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // *Proc. Nat. Acad. Sci. USA.* - 1982. - 79. - Pp.2554-2558.
- [26] **Hazel A. et al.** Initial Report on Wheelchair: A Robotic Wheelchair System. – *Proc. of IJCAI'95*.
- [27] **Hilman M. et al.** *The Weston Wheelchair Mounted Assistive Robot – The Design Story*. – *Robotica*, Cambridge University Press, 2002. – Vol.20, Pp.125-132.
- [28] **Yoshinori Kuno, Nobutaka Shimada, Yoshiaki Shirai.** A Robotic Wheelchair Based on the integration of Human and Environmental Observations: Look Where You're Going. – *IEEE Robotics and Automation Magazine*, March, 2003. – Pp.26-34.
- [29] **Kang-Hyun Jo, Yeo-Hong Yoon.** Intelligence for a Wheelchair Robot using Camera. – // *Proc. of Int. Conf. IST-2003*, Novosibirsk, 2003. – Vol. 3, Pp. 95-98.
- [30] **Гаврилов А.В.** Комбинированная модель нейронной сети на основе моделей перцептрона и ART-2. // Труды XII-го Всерос. семинара "Нейроинформатика и ее приложения", Красноярск, 2004 (в печати).

*Гаврилов Андрей Владимирович*, кандидат технических наук, доцент, основное направление научных исследований – искусственный интеллект. Имеет более 90 публикаций, в том числе, 2 монографии.

*Губарев Василий Васильевич*, доктор технических наук, профессор, академик МАИ и РАЕН, основное направление научных исследований – интеллектуальный анализ данных. Имеет более 300 публикаций, в том числе, 5 монографий.

*К.-Х. Джо*, доктор философии, профессор, руководитель лаборатории "Интеллектуальные системы" Центра NARC университета г. Ульсан (Республика Корея), основное направление научных исследований – искусственный интеллект. Имеет более 60 публикаций, в том числе, 3 монографии.

*Х.Х. Ли*, доктор философии, профессор, директор Центра NARC университета г. Ульсан (Республика Корея), основное направление научных исследований – робототехника. Имеет более 50 публикаций, в том числе, 1 монография