

УДК 004.896+004.82

А.И. Пармонов, А.А. Каргин

Донецкий национальный университет, Украина
Украина, 83001, г. Донецк, ул. Университетская, 24

Формирование модели мира автономного робота на основе интерпретации разнородной сенсорной информации

A.I. Paramonov, A.A. Kargin

Donetsk National University, Ukraine
Ukraine, 83001, Donetsk city, Universitetskaya Str., 24

Building a World Models Autonomous Robot Based on Interpretation of Heterogeneous Sensory Information

А.І. Пармонов, А.О. Каргін

Донецький національний університет, Україна
Україна, 83001, м. Донецьк, вул. Університетська, 24

Формування моделі світу автономного робота на основі інтерпретації різнорідної сенсорної інформації

В работе исследуется проблема интерпретации разнородной сенсорной информации для ситуационного управления автономным мобильным роботом. Предлагается новый подход к процессу понимания окружения мобильным роботом, основанный на использовании нечетких концептуальных моделей, позволяющих обрабатывать гетерогенную информацию, с применением принципов ситуационного управления.

Ключевые слова: интерпретация, сенсорная информация, автономный робот, нечеткие модели.

In the article the problem of interpretation of of heterogeneous sensory information for situational control autonomous mobile robot is investigated. A new approach to understanding the environment of mobile robot based on the use of fuzzy conceptual models to handle heterogeneous information, applying the principles of situational control.

Key words: interpretation, sensory information, autonomous robot, fuzzy models.

У роботі досліджується проблема інтерпретації різнорідної сенсорної інформації для ситуаційного управління автономним мобільним роботом. Пропонується новий підхід до процесу розуміння оточення мобільним роботом, заснований на використанні нечітких концептуальних моделей, що дозволяють обробляти гетерогенну інформацію, із застосуванням принципів ситуаційного управління.

Ключові слова: інтерпретація, сенсорна інформація, автономний робот, нечіткі моделі.

Создание сложных интеллектуальных систем в виде автономных робото-технических комплексов считается сегодня одной из востребованных и перспективных задач искусственного интеллекта. Автономные роботы в настоящее время требуются практически во всех отраслях и сферах деятельности человека. Задачи, которые ставятся перед интеллектуальными системами, затрагивают как производственные процессы, так и социальные. Важными составляющими в таких процессах являются задачи приобретения, накопления и применения корпоративных знаний. В теории управления автономным роботом выделяют цикл «Восприятие – Планирование – Действие» [1], [2]. В архитектуре автономного робота

этот цикл поддерживают модули, которые используют сенсорные данные в том или ином виде. Эффективность поведения робота (принятие им некоторого решения) во многом зависит от его возможности получать и анализировать полную информацию о своем состоянии и состоянии внешней среды. В робототехнике в историческом разрезе произошел сдвиг в сторону ситуационного управления. Однако ситуационное управление базируется на классификации ситуаций, что порождает проблему сопоставления ситуации с классом ситуаций. Введение нечетких моделей описания и сопоставления ситуаций [3] снимает указанную проблему, поскольку нечеткие системы обладают свойством обобщения.

Представление описания нечетких ситуаций на основе аппарата лингвистических переменных и введение нечеткой меры близости [3], [4] расширило возможности нечеткого ситуационного управления. Но и модели, основанные на лингвистических переменных, обладают существенными ограничениями [4]. Они малоэффективны для приложений большой размерности и неоднородности источников информации, что характерно для современных приложений робототехники. Но еще большим ограничением указанных моделей является то, что они не позволяют в явном виде учитывать динамические свойства окружения. Построение модели «мира» робота как раз предполагает интерпретацию и обработку разнородной сенсорной информации. Прежде чем сенсорные данные поступят на обработку в модули системы, отдельная часть данных проходит некоторую предобработку. Во многих случаях эти данные по природе есть нечеткими и динамически изменяющимися. Возникает необходимость в такой обработке данных, когда из них можно было бы извлечь динамические характеристики ситуаций и на основании их принять некоторое решение.

В работе предлагается новый подход к процессу интерпретации окружения мобильным роботом, основанный на использовании нечетких концептуальных моделей, позволяющих обрабатывать гетерогенную сенсорную информацию, с использованием принципов ситуационного управления [5].

Проведенный анализ методов представления и постобработки сенсорной информации и восприятия показал, что фаза восприятия в нечетких моделях управления [4], [5] может быть реализована по одной из двух стратегий использования: значение сенсора рассматривается как отдельная сырая величина; данные сенсора обновляют некоторую модель, и поведение робота базируется на этой модели [2]. В качестве такой модели часто используют прототип ситуации [5], [6].

Модель динамических свойств ситуации учитывает актуальность сенсорной информации, что является одним из путей уменьшения размерности сенсорной системы робота. Структурная схема системы ситуационного управления состоит из трёх компонент: сенсорной, эффекторной и прототипной памяти [6]. Модель сенсорной памяти представлена набором элементов (информационных гранул). Состояние элемента характеризует степень присутствия в ситуации признака и динамику его изменения. Формально состояние описывается нечетким фактором уверенности – нечетким множеством, заданным на универсальном множестве $\theta \in [-1, +1]$, представляющем шкалу возможных значений уверенности (четкий фактор уверенности):

$$\Theta : \{\theta | \mu_{\Theta}(\theta), \theta \in [-1, +1]\}, \quad (1)$$

$$\mu_{\Theta}(\theta) = e^{-\frac{(\theta - \alpha)^2}{2\beta^2}}, \quad (2)$$

где α – степень уверенности в присутствии признака, β – актуальность информации [5].

В качестве функции принадлежности берётся симметричная гауссова функция с двумя параметрами. Высокая уверенность в присутствии признака в наблюдаемой ситуации оценивается α близким к +1, а высокая уверенность в отсутствии – к -1. Полная неуверенность, то есть с равной степенью отмечается возможность как присутствия, так и отсутствия, оценивается числом близким к $\alpha = 0$ («безразличное» значение). Актуальность информации (характеризует старение, достоверность) о нечётком значении α признака χ_i оценивается значением параметра β гауссовой функции в (1).

При регулярной дискретной модели формирования сенсорной памяти в моменты времени $t, t - T, t - 2T, \dots, t - kT, \dots$ обновляется содержимое сенсорной памяти путем расчетов нечётких факторов уверенности (1), (2) по всем гранулам сенсорных признаков. Автономный мобильный робот получает информацию об окружении посредством n сенсорных признаков $\chi_j \in \Omega_{\chi}$, каждый из которых имеет диапазон возможных значений. Возможные значения – это те значения, которые может аппаратно выдавать сенсор. Допустимые значения – это те значения, которые могут возникнуть в силу особенностей калибровки сенсоров и свойств окружающей среды. Допустимые значения сенсорного признака являются подмножеством возможных значений. Для каждого сенсорного признака строится структура информационных гранул, покрывающая допустимые значения этого признака и состоящая из нескольких уровней. Структура информационных гранул представлена на рис. 1.

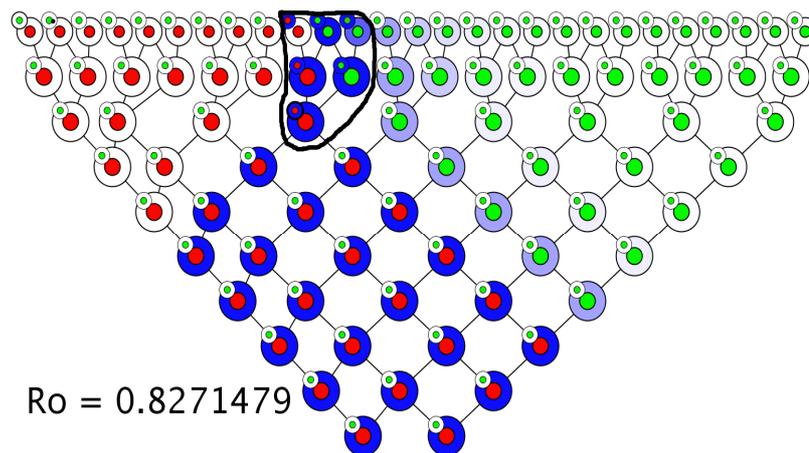


Рисунок 1 – Структура сенсорной и прототипной памяти

Маленькие кружки внутри отображают значение параметра α гранулы. Оно равно +1 либо -1 (значение отражает наличие признака соответствующей гранулы). Значение -1 обозначено зеленым цветом, +1 – красным. Для гранул высших уровней α, β вычисляется через параметры дочерних гранул. Внешние кружки означают актуальность информации: чем более насыщен цвет, тем более актуальна информация, тем меньше значение β . Параметр β изменяется в связи со старением информации. Гранулы нулевого уровня равномерно покрывают диапазон допустимых значений, а гранулы высших уровней отображают как обобщенные, так и динамические характеристики ситуаций. Параметр α гранулы в (2) является статической характеристикой ситуации, а параметр β – динамической. Для гранул высших уровней α, β вычисляется через максимум и минимум аналогичных параметров дочерних гранул соответственно.

Прототипная память представляет собой множество взаимно независимых прототипов ситуаций. Прототип ситуации имеет нечеткую характеристику $\hat{\Theta}^{\chi_j}$ с параметрами $\alpha^{\wedge}, \beta^{\wedge}$.

Параметр β^{\wedge} характеризует актуальность присутствия признака в прототипе. Для тех сенсоров, которые вошли в прототип, значение этого параметра в прототипе принимается малым, для всех остальных элементов β^{\wedge} принимает большие значения, что соответствует минимальной актуальности.

Параметр α^{\wedge} элемента прототипа вычисляется по формуле:

$$\alpha^{\wedge} = \alpha' \gamma(\beta'), \quad (3)$$

где α' , β' – требуемые значения параметров нечетких характеристик прототипа, соответствующих сенсорным элементам, $\gamma(\beta')$ – коэффициент актуальности информации, введенный в [5].

Близость ситуационного элемента прототипной памяти к элементу сенсорной памяти есть также нечеткий фактор уверенности (1) $\tilde{\Theta}^* = \rho_{\chi_j}(\tilde{\Theta}^{\chi_j}, \tilde{\Theta}^{\chi_j})$, параметры α^* и β^* которого вычисляются по формулам:

$$\alpha^* = \frac{(1 - \sqrt{2}|\alpha - \alpha'|) + (1 - \sqrt{4|\gamma(\beta) - \gamma(\beta')|})}{2}, \quad (4)$$

$$\beta^* = \beta^{\wedge}. \quad (5)$$

Оценка близости прототипа в целом ρ вычисляется по формуле:

$$\alpha^* = \text{SUM}^{\alpha}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) = \frac{\sum_{\chi_j \in \Omega_{\chi}} \alpha^*_{\rho_{\chi_j}} \cdot e^{-\beta^{\wedge}_{\chi_j}}}{\sum_{\chi_j \in \Omega_{\chi}} e^{-\beta^{\wedge}_{\chi_j}}}. \quad (6)$$

Далее необходимо исследовать зависимость (6) близости прототипа ситуации для автономного мобильного робота с использованием его сенсоров.

Однако получение текущей ситуации, и решение задачи идентификации этой ситуации, не раскрывает проблемы интерпретации. Для этого необходимо накапливать и обрабатывать полученные роботом знания на основе внутренней модели мира. Для построения модели мира робота предлагаются различные модели знаний [7]. Принципиальным ограничением на пути их использования является их ориентация на однородность информации. Для хранения и обработки знаний об окружении мобильного робота в работе предложено использовать нечеткую гибридную модель представления знаний [8], что позволит решить проблему разнородности данных. Структура этой модели разработана на основе когнитивного подхода. Выделены различные базовые сущности, которые представляют различные виды информации. Сущности объединены в классификационные структуры в виде семантических и пропозициональных сетей. Особенности индивидуального восприятия окружающего мира учтены в модели в виде прототипов. Прототипы формируются отдельно по классификационным структурам, и разделяются на схемы и скрипты. Таким образом, множество сущностей модели и связи между ними представляют гибридную систему знаний вида:

$$GM = \langle \{O\}, \{D\}, \{S\}, N1, N2, \{CF\} \rangle, \quad (7)$$

где $\{O\}$, $\{D\}$, $\{S\}$ – множества базовых сущностей (соответственно, множества объектов, действий и событий), $N1$ – классификационная структура (семантическая сеть), отражающая взаимодействия информационных единиц объектов и действий, $N2$ – классификационная структура (пропозициональная сеть), отражающая связи элементов множества событий, CF – фактор уверенности в элементах модели.

Фактор уверенности классификационных структур – множество нечётких характеристик связей в этих структурах. Семантические сети будут представлены в виде нечёткого графа \tilde{A} :

$$\tilde{A} = \{a_{ij} \mid \varphi(a_{ij})\}, \quad (8)$$

$$\forall (v_i, v_j) \in V \times V : \mu_{\tilde{A}}(v_i, v_j) \in M, \quad \varphi(a_{ij}) = \mu_{\tilde{A}}(v_i, v_j),$$

где v_i, v_j – узлы сети, a_{ij} – дуга из узла v_i в узел v_j , $\varphi(a_{ij})$ – функция принадлежности дуги a_{ij} данной сети, или сила связи узлов v_i и v_j ($\varphi(a_{ij}) \in [0,1]$), M – множество принадлежностей элементов множества $V \times V$ ($M = \{0, \varepsilon, 2\varepsilon, \dots, 1\}$).

Нечёткие характеристики пропозициональной сети представлены в виде нечёткого графа \tilde{B} : $\forall (u_i, u_j) \in U \times U : \mu_{\tilde{B}}(u_i, u_j) \in M$. Соответственно, $\varphi(b_{ij})$ определяет силу связи узлов в данной семантической сети.

Стоит отметить, что множество объектов в семантической сети представлено в виде сложной структуры, которая описывает различные динамические свойства объекта. Каждое свойство (например, звуковое, тепловое, визуальное и прочие восприятия объекта) определено отдельной сущностью (узлом в сети), которая соединена с сущностью объекта (набором его постоянных свойств) связью типа «часть».

Общая схема процесса интерпретации сенсорных данных представлена на рис. 2.

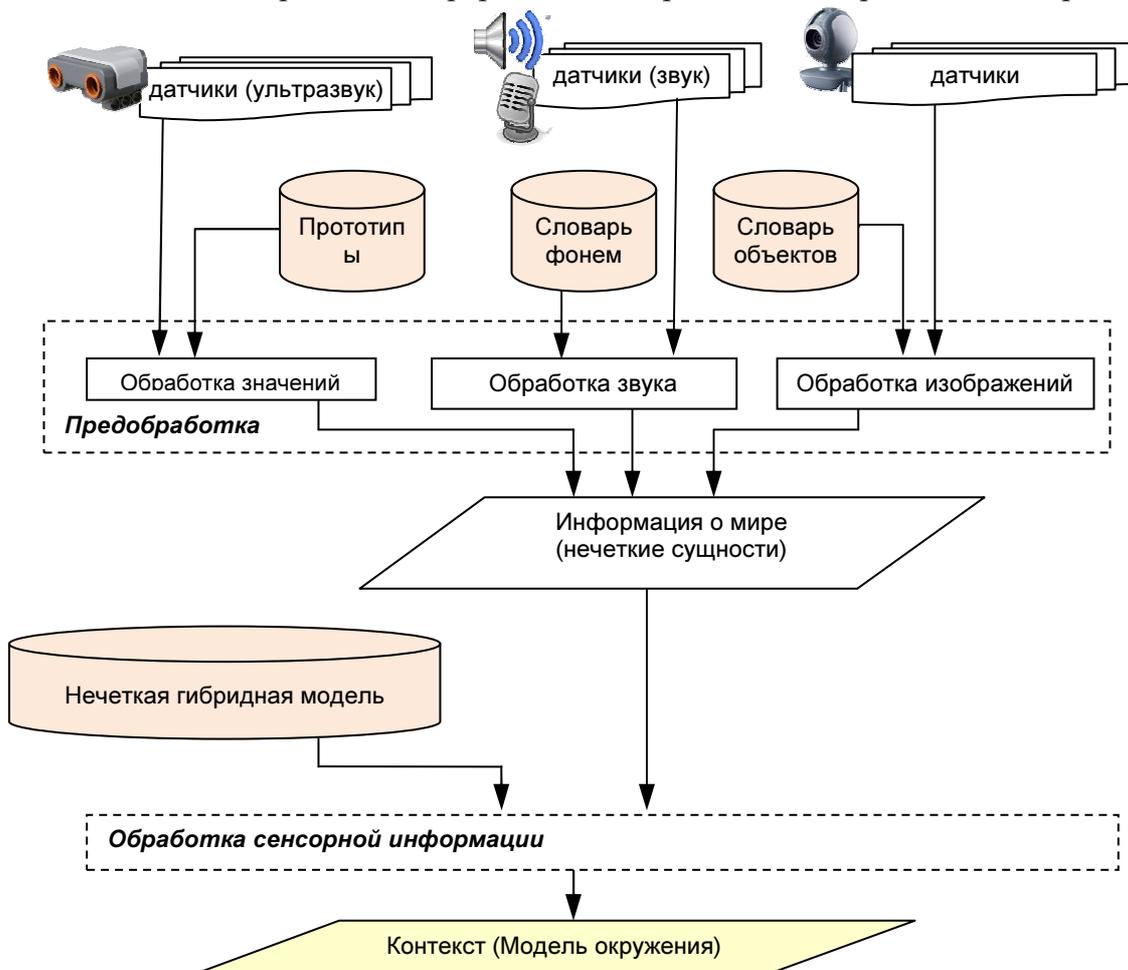


Рисунок 2 – Схема интерпретации сенсорной информации

Этап предобработки выполняется на основе модели динамических свойств ситуации. Результатом данного этапа будет множество сущностей различной природы происхождения (ультразвуковые данные, изображение, звук и прочее) с некоторой уверенностью их присутствия. Каждая из этих сущностей (нечетких терминов) описывает различные прототипы ситуаций. Различная информация об объектах внешней среды формирует общую уверенность в этих объектах.

Этап обработки сенсорной информации (концептуальный анализ) выполняется на основе модели активности сети, которая описана в работе [9]. Обработка активности осуществляется на основе теории логотена Мортон. Результатом обработки является выделение контекстных знаний. Контекстные знания представляют собой активный подграф нечеткой концептуальной модели, описанной ранее. Распространение активности по узлам позволяет активизировать узлы, на которые не отобразился обрабатываемый текст. Это позволяет оперировать понятиями неявно участвующими в рассматриваемых событиях.

Вся новая информация интерпретируется с учетом контекста. Обработка очередного акта восприятия (набора сенсорных данных) заключается в пересчете активности узлов подграфа гибридной модели (контекста). Построенная с учётом заданных факторов уверенности нечеткая модель описывает индивидуальные знания о предметной области с учетом разнородности ее восприятия.

В ходе исследования был выполненны исследования предложенных моделей. Модель сенсорной памяти была представлена в виде набора элементов (1), (2). Сенсорные элементы были организованы в структуру, показанную на рис. 1. Каждая гранула нулевого уровня покрывает 7 единиц из допустимых значений как для ультразвукового, так и для звукового сенсоров. Маленькие кружки внутри отображают значение параметра α гранулы. Значение $-(1 - \varepsilon)$ обозначено зеленым цветом, $+(1 - \varepsilon)$ – красным. Внешние кружки означают актуальность информации: чем более насыщен цвет, тем более актуальна информация, тем меньше значение β . Параметр β изменяется в связи со старением информации. Для ультразвукового сенсора было выделено 27 гранул нулевого уровня, для звукового – 12.

Была проведена серия экспериментов. Моделировалась ситуация, когда робот с разной скоростью приближался к препятствию и «слышал» два громких хлопка. Были выделены прототипы для разных ситуаций в зависимости от использования той или иной информации и разной скорости движения робота. Признаки ситуации (сенсоры) были определены на показаниях датчиков Lego робота (ультразвукового и звукового). Возможные значения данных ультразвука: [0; 255] и [0; 99], соответственно. Допустимые значения: [0; 188] и [0; 83], соответственно. Для ультразвукового сенсора было использовано два прототипа: прототип № 1 – робот приближается к препятствию на заданное расстояние с медленной скоростью; прототип № 2 – робот приближается к препятствию на заданное расстояние с быстрой скоростью.

На рис/ 3 показано изменение оценки близости прототипов текущей ситуации со временем для 4 экспериментов. В первых двух экспериментах был использован прототип № 1, в следующих двух использован прототип № 2. В экспериментах № 1 и № 2 робот двигался с медленной скоростью, в экспериментах № 2 и № 3 с быстрой.

Оценки близости для экспериментов № 1 и № 3 достигают высокого значения +0.99. Для экспериментов № 2 и № 4, в которых были использованы прототипы под другие скорости, эти значения достигают +0.90 (здесь высокое значение объясняется малым количеством гранул в прототипе) и +0.62 соответственно.

Также был использован прототип для звукового сенсора. Для него была взята последняя гранула нулевого уровня, что соответствует наличию самого большого шума.

При воспроизведении двух хлопков во время движения близость этого прототипа достигает практически значения +1 два раза. Были использованы объединенные прототипы, которые совмещали прототипы для ультразвукового и звукового сенсора. В экспериментах один хлопок происходил задолго до достижения заданного расстояния, другой – во время достижения. При первом хлопке близость прототипа достигала значения +0.5, при втором потенциально увеличивало выше названные значения для прототипов ультразвукового сенсора. Далее, соответственно, описанные ситуации с вычисленным значением близости к прототипу передаются в нечеткую модель представления знаний агента.

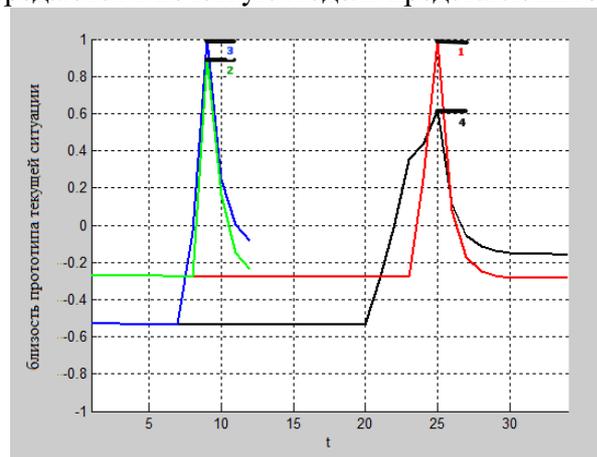


Рисунок 3 – Оценка близостей прототипов

В работе предлагается подход к решению вопроса интерпретации разнородной сенсорной информации на основе нечетких концептуальных моделей прототипирования ситуаций и представления знаний. Динамическая модель прототипов ситуаций учитывает соответствие сенсорных данных прототипу, а также динамические характеристики в виде актуальности поступающей информации во время движения робота. Нечеткая модель представления знаний на основе актуальной сенсорной информации позволяет получить полные знания о ситуации, в том числе и неявные. Представление информации предложенным способом позволяет достаточно полно описать рассматриваемые ситуации, о чем свидетельствуют результаты многочисленных эмпирических экспериментов когнитивных психологов и проведенные компьютерные эксперименты.

В работе приводятся результаты исследования влияния актуальности информации на нечеткие характеристики управления. Таким образом, системы, построенные на базе нечеткой гибридной модели знаний, могут решать различные задачи автоматизации процессов, требующие понимания ситуации. Применение предложенного подхода позволит решить задачу ориентации робота в пространстве на качественно новом уровне.

Список литературы

1. De Silva L. Behavior-based Robotics And The Reactive Paradigm / L. De Silva, H. Ekanayake. // Proceedings of International Workshop on Data Mining and Artificial Intelligence (DMAI' 08). – 2008. – P. 36-43.
2. Siegwart Roland. Introduction to Autonomous Mobile Robots / Roland Siegwart, Illah Reza Nourbakhsh, Davide Scaramuzza . – Second Edition. – The MIT Press, 2011. – 472 p.
3. Мелихов А.Н. Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой / А.Н. Мелихов, Л.С. Бернштейн, С.Я. Коровин. – М. : Наука. – 1990. – 288 с.
4. Пегат А. Нечёткое моделирование и управление / А. Пегат. – М. : Бином. – 2009. – 798 с.
5. Каргин А.А. Введение в интеллектуальные машины. Книга 1. Интеллектуальные регуляторы / А. А. Каргин – Донецк : Норд-Пресс, ДонНУ, 2010. – 526 с.

6. Модель ситуационного управления роботом, учитывающая актуальность сенсорной информации / А. А. Каргин // Матеріали наук. міжн. конференції. – Херсон, 2013. – С. 155-157.
7. Luger, George F. Artificial Intelligence: Structures and Strategies for Complex Problem Solving / George F. Luger – 6th Edition, ISBN-13: 978-0-321-54589-3.
8. Kargin, Anatoliy A. Intellectual Search Systems Based on the Model of Natural Language Understanding / A.A. Kargin, A.I. Paramonov // Proceedings of the Third IEEE Workshop on «IDAACS`2005» – Sofia, Bulgaria, 2005. – P. 150-154.
9. Парамонов А.И. О проблеме интерпретации тестовой информации / А.И. Парамонов // Искусственный интеллект. – 2012. – № 4. – С. 245-252.

References

1. L. De Silva, H. Ekanayake. Behavior-based Robotics And The Reactive Paradigm // Proceedings of International Workshop on Data Mining and Artificial Intelligence (DMAI' 08). – 2008. – P. 36-43.
2. Roland Siegwart, Illah Reza Nourbakhsh, Davide Scaramuzza. Introduction to Autonomous Mobile Robots. – Second Edition. – The MIT Press, 2011. – 472 p.
3. Melikhov A.N. Situational advising system with fuzzy logic / A.N. Melikhov, L.S. Bernstein, S.J. Korovin. – M.: Nauka. – 1990. – 288 c, RU
4. Pegat A. Fuzzy modeling and control / A. Pegat. – M.: Binom. – 2009. – 798 c.
5. Kargin A.A. Introduction to intelligent machines. Book 1. Intelligent controllers / A.A. Kargin – Donetsk: Nord-Press, DonNU, 2010. – 526 c, RU
6. Situational control robot model that takes into account the relevance of sensory information / A.A. Kargin – Proceedings of the International Conference. Kherson, 2013. – С. 155 – 157, RU
7. Luger, George F. Artificial Intelligence: Structures and Strategies for Complex Problem Solving / George F. Luger - 6th Edition, ISBN-13: 978-0-321-54589-3.
8. Kargin, Anatoliy A. Intellectual Search Systems Based on the Model of Natural Language Understanding / A.A. Kargin, A.I. Paramonov // Proceedings of the Third IEEE Workshop on «IDAACS`2005» – Sofia, Bulgaria, 2005. – P. 150-154.
9. Paramonov A.I. On the problem of text information interpretation / A.I. Paramonov // "Artificial Intelligence" – Donetsk: IAI MES and NAS Ukraine. – 2012. – №4. – С. 245-252, RU

RESUME

A.I. Paramonov, A.A. Kargin

Building a World Models Autonomous Robot Based on Interpretation of Heterogeneous Sensory Information

In given article interpretation problem of heterogeneous sensory information is investigated. The process of environment interpretation divided into stages which involve processing data coming from the sensors, the knowledge representation and new knowledge's synthesis.

A new approach to the process of understanding the robot of his surroundings is offered. The approach is based on the use of fuzzy models, which allow to process heterogeneous information, applying the principles of situational control.

A dynamic model of the situations prototype defines the sensor data mapping to some prototype, as well as dynamic characteristics of the situation in the form of the relevance incoming information. To process the robot current perception the different kinds of memory are introduced. The memory is structured as tree granules. The zero level's granules cover the range of sensor values evenly. The high level granules represent dynamic descriptions of situations.

Object descriptions of the robot environment and their relations are performed on the base of fuzzy model of knowledge representation of proposed in work [8]. It's allowed to construct world model, which corrects perceptions sensory information and forms subsequent behavior of the robot.

A series of computer experiments with the use of the real robots prototypes are executed. Taking into account the offered models system implementation allows to solve the problem of increasing the effectiveness of the behavior of intelligent agents.

Статья поступила в редакцию 08.04.2014.