

УДК 004.8, 681.5, 007.52

ПОСТРОЕНИЕ МНОГОМЕРНОГО КЛАССИФИКАТОРА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ РОБОТОВ

Г.В. Ройзензон (*rgv@isa.ru*)
ИСА ФИЦ ИУ РАН, Москва
МФТИ, Москва

В.Э. Карпов (*karpov_ve@mail.ru*)
НИЦ Курчатовский институт, Москва
МФТИ, Москва

В.Е. Павловский (*vlpavl@mail.ru*)
ИПМ им. М.В. Келдыша РАН, Москва
МФТИ, Москва

В.Б. Бритков (*britkov@isa.ru*)
ИСА ФИЦ ИУ РАН, Москва
МФТИ, Москва

Аннотация. В работе предложен механизм построения многомерного классификатора интеллектуальных роботов (ИР), основанного на многокритериальном подходе. Критически проанализированы существующие варианты определения ИР. Предложено новое многокритериальное определение ИР. Проанализирован механизм, позволяющий усовершенствовать ИР, основанный на исследовании его свойств (оценок по критериям). Исследована проблематика анализа больших данных в интеллектуальной робототехнике. Рассмотрены способы верификации различных групп признаков, которые могут быть использованы для описания ИР. Представлен пример применения предлагаемого подхода.¹

Ключевые слова: интеллектуальный робот, многомерный классификатор, большие данные, многокритериальный подход.

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проекты № 16-07-00865, 16-29-12901, 16-29-12878).

Введение

К концу следующего десятилетия можно ожидать лавинообразный рост (несколько десятков миллиардов единиц) числа самых различных интеллектуальных устройств (ИУ) разного масштаба (интеллектуальных роботов (ИР), умных машин, умных предприятий, умных городов и т.п.). Соответственно подобное развитие событий приведет к необходимости обработки огромных массивов информации, поступающих от ИУ. В этой связи исследователи столкнутся с проблемой обработки больших данных (big data) совершенно другого масштаба даже по сравнению с текущим моментом. Под большими данными понимаются такие данные, объем которых превосходит текущие возможности оперирования ими в обозримый период. Важным направлением исследований является использование больших данных в рамках интерактивных компьютерных систем. Соответственно можно предложить альтернативное определение больших данных, формулируемое следующим образом: под большими данными понимаются массивы разнородной (структурируемой, слабо структурируемой и неструктурируемой) информации, которые не могут быть непосредственно использованы в человеко-машинных процедурах многокритериального принятия решений [Бритков, Ройзензон, 2015].

Как правило, большие данные характеризуются пятью характеристиками (5V), а именно: (1) Volume (физический объём); (2) Velocity (необходимость высокоскоростной обработки); (3) Variety (многообразие, необходимость обработки различных типов структурированных и полуструктурированных данных); (4) Veracity (достоверность); (5) Validity (обоснованность).

Огромное число ИУ и гигантские объемы информации требуют разработки новых подходов. В частности, необходимо разработать новый многомерный классификатор ИУ. Разделение ИУ на несколько категорий по степени интеллектуальности позволит дифференцировать гигантские потоки информации, например, по приоритету их обработки. Т.е. отслеживание состояния (и функции влияния извне) устройств, в которых полноценно реализована возможность планирования и выполнения действий, направленных на решение задачи является, безусловно, более важным, чем отслеживание состояния устройств, которые являются квазиинтеллектуальными. В качестве примера можно привести аварию с автомобилем Tesla, который управлялся автопилотом [Boudette, 2017], что привело к гибели водителя. Система управления автомобиля Tesla просто не успела правильно проанализировать аварийную ситуацию, что привело к трагическим последствиям. Можно только предполагать, каким образом нужно будет обрабатывать большие данные, когда на дорогах к концу следующего десятилетия появятся миллионы таких "умных" автомобилей

[Павловский и др., 2016] (разумеется, при сохранении современных тенденций и принципов обработки данных). Соответственно рост числа ИУ требует разработки совершенно новых подходов к оценке технологических рисков, в которых будут гармонично сочетаться возможности интеллектуальных устройств самостоятельно предотвращать какие-либо нежелательные последствия (аварии) и возможности человека вмешиваться в такие процессы. Очевидно, что роль человеческого фактора при оценке технологических рисков (статистические и экспертные подходы) будет, очевидно, в перспективе сокращаться (человек просто физически не успеет среагировать на различные опасные ситуации, которые могут возникать при использовании ИУ). Подобное развитие ситуации потребует проектирования ситуационных центров нового поколения [Бритков, Ройзензон, Фридман, 2016] для отслеживания состояния огромного числа интеллектуальных устройств для возможности оперативного вмешательства в их работу.

Как уже было отмечено, тенденция развития современной интеллектуальной робототехники неразрывно связана с постоянным усложнением как непосредственной «железной» составляющей, так и интеллектуальной «начинки» – программного обеспечения. В этой связи необходимо рассматривать такие сложные технические решения, как ИР, по частям [Крон, 1972], [Ройзензон, 2005]. Такой подход предполагает описание ИР через набор признаков (свойств, критериев и т.п.).

1. Многокритериальный подход к определению интеллектуального робота

Современное состояние (стремительное развитие) интеллектуальной робототехники требует применения новых подходов как к определению, что же такое «интеллектуальный робот», так и к вполне самостоятельной задаче, а именно классификации ИР. С одной стороны, существует множество вариантов определения ИР (равно как и самого понятия робот). С другой стороны, попытки дать непротиворечивое определение этим понятиям чаще всего приводят к тому, что многие авторы вынуждены либо предлагать самые общие, сугубо качественные, понятийные определения, либо вовсе уходят от дефиниций. Это хорошо иллюстрирует анализ целого ряда классических работ в области робототехники [Янг, 1979], [Шахинпур, 1990], [Накано, 1988], [Каляев, Лохин, Макаров, 2007]. Немногим лучше обстоит дело и с попытками дать образные определения, "от общей постановки задачи" ([Павловский, 2014], [Добрынин, Карпов, 2006]).

Возможной основой для формирования механизма определения ИР может служить разработка системы признаков, характеризующих такие сложные системы. При этом очевидно, что большая часть признаков,

описывающих ИР, является качественной. Таким образом, разработка многомерного классификатора ИР может быть отнесена к слабоструктурированной задаче принятия решений [Simon, Newell, 1958], что предполагает применение методов вербального анализа решений (ВАР) ([Асанов и др., 2001], [Ларичев, 2006]) для построения такого классификатора.

В работе [Карпов, Павловский, Ройзензон, 2016] представлен ряд различных определений ИР, которые можно отнести к таким категориям, как перечислительное, когнитивное, функциональное и поведенческое (бихевиористское). Вместе с тем было показано, что наиболее конструктивным может считаться т.н. многокритериальное определение, основанное на применении многомерного классификатора [Карпов, Карпова, 2002]. Рассмотрим подробнее использование многокритериального подхода как для формализации определения ИР, так и для построения многомерного классификатора.

В известной книге Э. В. Попова [Попов, Фирдман, 1976] предложена система критериев, описывающая ИР. В нашем случае для построения полной непротиворечивой многокритериальной классификации используется метод ВАР ЦИКЛ [Асанов и др., 2001]. В качестве "осей" такого многомерного классификатора возьмем, например, следующие:

K1. Характеристика внешнего мира, в котором способен работать робот. Под моделью внешнего мира робота мы будем понимать множество объектов (включая самого робота) и отношений, заданных на этом множестве, которые описывают пространство возможных состояний среды, окружающей робота.

K2. Степень восприятия роботом информации о внешнем мире.

K3. Степень гибкости решающей программы роботов.

K4. Степень автономности робота (составной критерий). Под автономностью мы будем понимать способность робота самостоятельно, без участия человека, решать поставленные перед ним задачи. Здесь следует выделить такие аспекты, как мобильность, энергетическая и функциональная автономность.

На рис.1 представлена подробная иерархическая система критериев и оценок интеллектуального робота.

В результате работы метода многокритериальной классификации вырабатываются решающие правила, которые позволяют отнести тот или иной ИР к одному из классов решений. Например: класс А – Интеллектуальный робот; класс В – Квазиинтеллектуальный робот и класс С – «Обычный» робот. Использование такого многомерного классификатора применительно к задачам интеллектуального анализа больших данных, очевидно, позволит получить определенный выигрыш за счет дифференцирования гигантских потоков информации по приоритету

их обработки. Другим важным аспектом многомерной классификации является возможность введения некоей метрики, определения степени близости того или иного ИУ к интересующей целевой точке, области, классу.

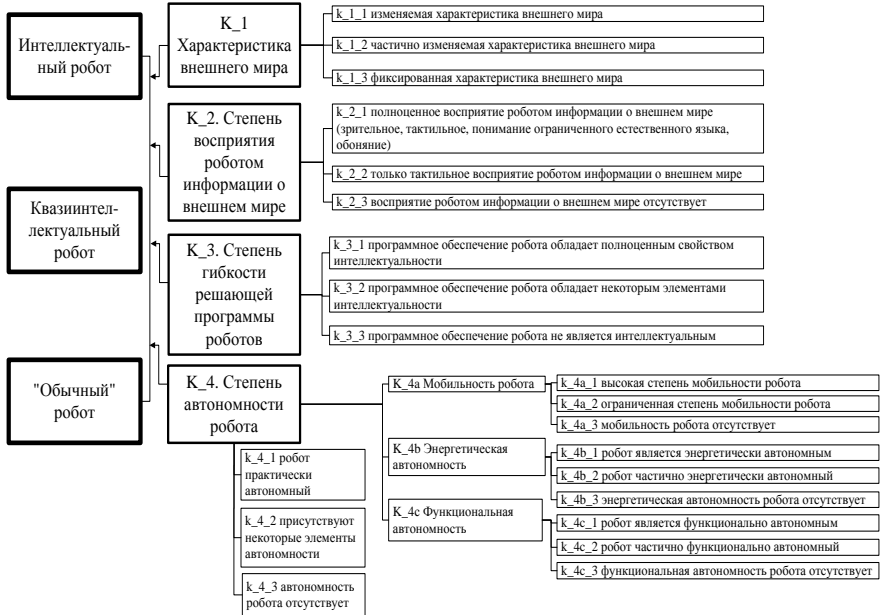


Рис. 1. Иерархическая система критериев интеллектуального робота

Заключение

Неизбежный рост числа интеллектуальных устройств разного масштаба требует создания новых принципов их классификации. Разделение ИУ на несколько категорий по степени интеллектуальности позволит дифференцировать гигантские потоки информации, например, по приоритету их обработки. В работе предлагается один из возможных механизмов построения подобного многомерного классификатора, основанного на многокритериальном подходе.

Большинство имеющихся определений рассматривают ИР только с какой-то одной или нескольких позиций. В то же время активное развитие интеллектуальной робототехники требует рассмотрения функционала ИР с самых разных сторон, т.е. учета широко спектра признаков.

Использование метода ВАР многокритериальной порядковой классификации позволяет через свойства (признаки, критерии) ИР сформулировать прозрачное и понятное определение того, какой робот действительно может рассматриваться как интеллектуальный и почему, а какой является квазиинтеллектуальным или даже самым тривиальным («простым»). Такой подход позволяет при анализе оценок, составляющих границы классов решений, выявить, каким образом, улучшив те или иные, характеристики робота, его можно «передвинуть» в более высокую категорию (класс решений). Кроме того, при сравнении роботов одной и той же категории (относящихся к одному классу решений), такой подход позволяет определить, каким образом можно уменьшить стоимость аппаратно-программного решения робота без существенного ущерба для его интегральной функциональности.

Важной особенностью предложенного подхода является возможность сформировать разные наборы составных критериев различными способами (например, последовательно объединяя критерии попарно или формируя группы критериев исходя из некоторой смысловой общности). Это позволяет сравнить полученные результаты для разных вариантов классификации и выбора с целью оценки качества решения исходной проблемы, а также сравнить распределения ИР по классам решений для одного и того же набора составных критериев, сформированных с помощью различных подходов. Такая методология позволяет ЛПП выбрать как наиболее предпочтительный набор составных критериев, так и метод (совокупность методов) их построения в рамках решения конкретной практической задачи [Ройзензон, 2012]. Кроме того, подобный подход позволяет верифицировать те или иные группы признаков, которые могут быть использованы для описания ИР.

Список литературы

- [Асанов и др., 2001] Асанов А.А. и др. Метод многокритериальной классификации ЦИКЛ и его применение для анализа кредитного риска // Экономика и математические методы. 2001. Т. 37. № 2. С. 14–21.
- [Бритков, Ройзензон, 2015] Бритков В.Б., Ройзензон Г.В. Анализ больших данных в наукометрии // Управление развитием крупномасштабных систем MLSD 2015. Материалы восьмой международной конференции в 2 т. / Под ред. С. Н. Васильева, А. Д. Цвиркуна, Т.2. М.: ИПУ РАН, 2015. С. 363–366.
- [Бритков, Ройзензон, Фридман, 2016] Бритков В.Б., Ройзензон Г.В., Фридман А.Я. Многокритериальный подход к оценке ситуационных центров // Проблемы прогнозирования чрезвычайных ситуаций. XV Всероссийская конференция. Сборник материалов. М.: ФКУ Центр «Антистихия» МЧС России, 2016. С. 26–28.
- [Добрынин, Карпов, 2006] Добрынин Д.А., Карпов В.Э. Моделирование некоторых форм адаптивного поведения интеллектуальных роботов // Информационные технологии и вычислительные системы. 2006. № 2. С. 45–56.
- [Каляев, Лохин, Макаров, 2007] Каляев И.А., Лохин В.М., Макаров И.М. Интеллектуальные роботы: учебное пособие для вузов / Под ред. Е. И. Юревича. М.: Машиностроение, 2007. 360 с.
- [Карпов, Карпова, 2002] Карпов В.Э., Карпова И.П. К вопросу о принципах классификации систем // Информационные технологии. 2002. Т. 2. С. 35–39.
- [Карпов, Павловский, Ройзензон, 2016] Карпов В.Э., Павловский В.Е., Ройзензон Г.В. Многокритериальный подход к определению интеллектуального робота // Пятнадцатая национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием (КИИ-2016), 3-7 октября 2016, Т.3. Смоленск: Универсум, 2016. С. 312–219.
- [Крон, 1972] Крон Г. Исследование сложных систем по частям (диакоптика) / под ред. А.В. Баранова. М.: Наука, 1972. 544 с.
- [Ларичев, 2006] Ларичев О.И. Вербальный анализ решений. М.: Наука, 2006. 181 с.
- [Накано, 1988] Накано Э. Введение в робототехнику. М.: Мир, 1988. 334 с.
- [Павловский, 2014] Павловский В.Е. Интеллектуальная робототехника: современное состояние проблемы. Пленарный доклад // Четырнадцатая национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием (КИИ-2014). Казань: Изд-во РИЦ “Школа”, 2014.
- [Павловский и др., 2016] Павловский В.Е. и др. Информационная система интеллектуального беспилотного автомобиля «АВТОНИВА» // Беспилотные транспортные средства с элементами искусственного интеллекта. Труды семинара. М.: Издательство «Перо», 2016. С. 88–97.
- [Попов, Фирдман, 1976] Попов Э.В., Фирдман Г.Р. Алгоритмические основы интеллектуальных роботов и искусственного интеллекта. М.: Наука, 1976. 456 с.
- [Ройзензон, 2005] Ройзензон Г.В. Способы снижения размерности признакового пространства для описания сложных систем в задачах принятия решений // Новости искусственного интеллекта. 2005. № 1. С. 18–28.

- [**Ройзензон, 2012**] Ройзензон Г.В. Синергетический эффект в принятии решений // Системные исследования. Методологические проблемы. Ежегодник / Под ред. Ю. С. Попкова, В. Н. Садовского, В. И. Тищенко, № 36. 2011-2012. М.: УРСС, 2012. С. 248–272.
- [**Шахинпур, 1990**] Шахинпур М. Курс робототехники. М.: Мир, 1990. 527 с.
- [**Янг, 1979**] Янг Д.Ф. Робототехника. Л.: Машиностроение, 1979. 300 с.
- [**Boudette, 2017**] Boudette N.E. Tesla's Self-Driving System Cleared in Deadly Crash [Электронный ресурс]. URL: https://www.nytimes.com/2017/01/19/business/tesla-model-s-autopilot-fatal-crash.html?_r=0 (дата обращения: 10.05.2017).
- [**Simon, Newell, 1958**] Simon H., Newell A. Heuristic problem solving: the next advance in operations research // Oper. Res. 1958. Т. 6. № 1. С. 1–10.